MAXIMILIAN HOCHSTEIN

Entwicklung und Evaluierung einer Kommunikationsgestützten Lokalisierung

BAND 96

Wissenschaftliche Berichte des Instituts für Fördertechnik und Logistiksysteme des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)



Maximilian Hochstein

Entwicklung und Evaluierung einer Kommunikationsgestützten Lokalisierung

WISSENSCHAFTLICHE BERICHTE

Institut für Fördertechnik und Logistiksysteme
am Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

BAND 96

Entwicklung und Evaluierung einer Kommunikationsgestützten Lokalisierung

von

Maximilian Hochstein



Karlsruher Institut für Technologie
Institut für Fördertechnik und Logistiksysteme

Entwicklung und Evaluierung einer
Kommunikationsgestützten Lokalisierung

Zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors der Ingenieurwissenschaften von der KIT-Fakultät für Maschinenbau des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) genehmigte Dissertation

von Dipl.-Ing. Maximilian Hochstein

Tag der mündlichen Prüfung: 28. März 2019
Referent: Prof. Dr.-Ing. Kai Furmans
Korreferent: Prof. Dr.-Ing. Christoph Stiller

Impressum



Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
KIT Scientific Publishing
Straße am Forum 2
D-76131 Karlsruhe

KIT Scientific Publishing is a registered trademark
of Karlsruhe Institute of Technology.
Reprint using the book cover is not allowed.

www.ksp.kit.edu





Print on Demand 2023 – Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 0171-2772
ISBN 978-3-7315-1021-5
DOI 10.5445/KSP/1000117623

Kurzfassung

Maximilian Hochstein

Entwicklung und Evaluierung einer Kommunikationsgestützten Lokalisierung

Mit dem Ziel, ein spurgeführtes fahrerloses Transportfahrzeug lokal hochflexibel und frei navigieren zu lassen, wurde im Rahmen dieser Dissertation ein neuartiges, auf Entfernungsmessungen basierendes, kommunikationsgestütztes Lokalisierungssystem entwickelt, erforscht, praktisch umgesetzt und evaluiert.

Mit Hilfe einer Tiefenbildkamera, welche an der Decke einer Halle montiert ist, wird der Bereich unterhalb der Kamera gescannt und von einer Auswerteeinheit analysiert (siehe Abbildung 0.1). Das Sensorsystem ist in der Lage Objekte innerhalb des digitalen Sichtfeldes zu erkennen, sie auf deren kinematische und geometrische Eigenschaften hin zu untersuchen und die gesammelten Informationen über eine Kommunikationsschnittstelle zu veröffentlichen. Da eine Identifizierung der einzelnen Fahrzeuge mit Hilfe des Kamerasystems schwierig umsetzbar ist, wurde eine neue Herangehensweise erforscht. Basierend auf einem probabilistischen Ansatz konnte eine Methode entwickelt und implementiert werden, die es den einzelnen Fahrzeugen erlaubt, auf die kommunizierten Eigenschaften zuzugreifen und sich selbst zu identifizieren. Ein Vorteil des neuen Ansatzes ist die Unabhängigkeit von Form, Farbe und Größe der Fahrzeuge. Darüber hinaus erhält jedes Fahrzeug nicht nur die Informationen über sich selbst, sondern über alle Objekte im Sichtbereich der Kamera.

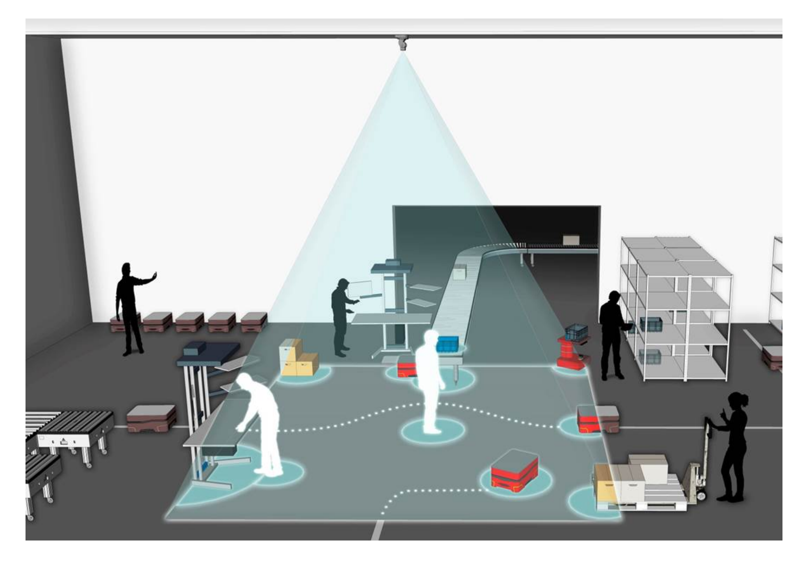


Abbildung 0.1: Schematische Darstellung des Lokalisierungssystems inklusive des überwachten Bereichs, in dem die fahrerlosen Transportfahrzeuge frei navigieren können.

Für die Aufbereitung der Tiefendaten wurden neue Methoden zur Rauschunterdrückung, Objektstabilisierung und Segmentierung erforscht und implementiert. Abschließend konnte ein Sensorsystem installiert und ein Testszenario aufgebaut werden. Mit Hilfe eines angepassten Versuchsfahrzeuges wurden Versuche durchgeführt, mit dem Ziel die maximal mögliche Geschwindigkeit des Systems und die Positioniergenauigkeit eines fahrerlosen Transportfahrzeuges zu bestimmen. Es konnte gezeigt werden, dass Fahrzeuge, die sich auf Basis der kommunikationsgestützten Lokalisierung orten, lokal frei navigieren können, ohne dass eine Erweiterung des Fahrzeuges um zusätzliche Sensorik notwendig ist.

Abstract

Maximilian Hochstein

Development and evaluation of communication-based localization

Within the scope of this dissertation a novel localisation system, based on distance measurements was developed, implemented and tested, with the aim of allowing a driverless transport vehicle to navigate freely and with high local flexibility. With the aid of a depth image camera, which is mounted under the hall ceiling, the area below the camera is scanned and analysed by an evaluation unit (see figure 0.2). The sensor system is able to detect objects within the field of vision, examine their trajectory and their geometric properties and publish the collected information via a communication interface. One of the challenges was to identify the vehicles. Since it is difficult to identify the individual vehicles with the help of the camera system, a new approach was implemented. Based on a probabilistic approach, a method was developed and implemented that allows the individual vehicles to identify themselves based on the communicated properties. One advantage of the new approach is the independence of shape, colour and size of the vehicles. In addition, each vehicle not only receives information about itself, but also about all objects in the camera's field of vision.

In parallel, new methods for noise reduction, object stabilization and segmentation were developed for processing the depth data. Finally, a sensor system was installed and a test scenario was set up. With the help of an adapted test vehicle, tests were carried out to determine the maximum possible speed of the system and the positioning accuracy of a driverless trans-

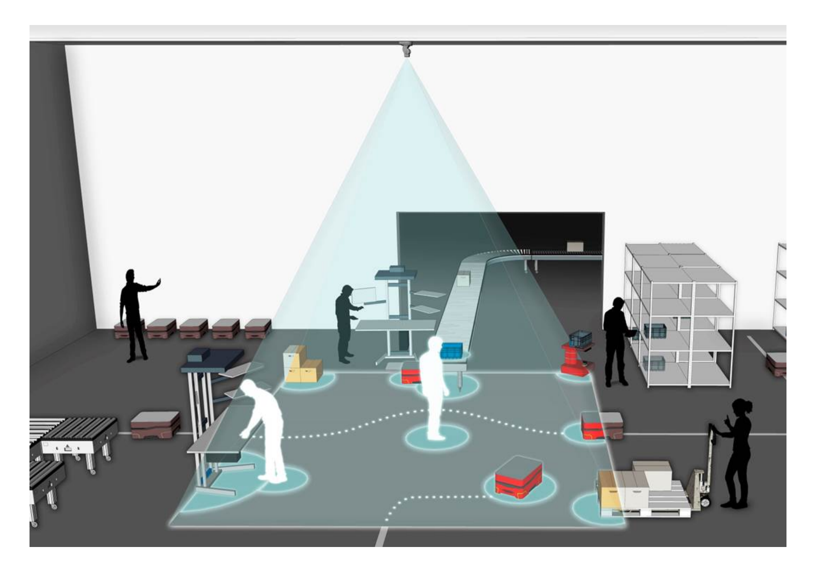


Abbildung 0.2: Schematic representation of the sensor unit including the monitored area in which the driverless transport vehicles can navigate freely.

port vehicle. It could be shown that the implementation of communication-supported localization is possible.

Danksagung

Diese Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Fördertechnik und Logistiksysteme des Karlsruher Instituts für Technologie. Ich möchte mich an dieser Stelle bei allen Personen bedanken, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Hervorheben möchte ich meinen Doktorvater Prof. Dr.-Ing Kai Furmans für seine Offenheit. Er gab mir die Möglichkeit mein Promotionsthema nach meinem Wunsch zu wählen und zu gestalten und unterstützte mich in meinem wissenschaftlichen Arbeiten. Ich bin ihm auch dafür dankbar, dass ich über mein Dissertationsthema hinaus während meiner Zeit am Institut sehr viel von ihm lernen durfte.

Bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Christoph Stiller bedanke ich mich für die Übernahme des Koreferats und für die konstruktiven Diskussionen. Bei Prof. Dr.-Ing. Gisela Lanza bedanke ich mich für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Ein besonderer Dank gilt all meinen Kollegen und Kolleginnen für die gemeinsame Zeit am Institut und allen Studierenden, die mit mir gemeinsam das Lokalisierungssystem weiterentwickelt haben. Hervorheben möchte ich dabei Johannes Glöckle und Joachim Göbgen, die mich über lange Zeit im dissertationsbegleitenden Forschungsprojekt unterstützt und auch meine auch manchmal verrückten Ideen mitgetragen haben. Besonders erwähnen möchte ich auch meine Mitstreiterin Marion Rimmele für unseren regelmäßigen, produktiven und inspirierenden Austausch. Für ihre Geduld bedanke ich mich herzlich bei meinen akribischen Korrekturlesern.

Auch der Bundesvereinigung Logistik und der Aif möchte für die Finan-

zierung des dissertationsbegleitenden Forschungsprojektes meinen Dank ausrichten.

Meiner gesamten Familie danke ich von ganzem Herzen für ihre bedingungslose Unterstützung. Meinem Vater, der immer bereit war mit mir zu diskutieren und mich dazu inspirierte neue Lösungsansätze zu entwickeln, sowie meiner Mutter Gabriele Hochstein und meinem Großvater Erich Graf, die immer meine Vorbilder sein werden. Ein herzlicher Danke geht auch an meine Oma, meine Tante und meine Schwester. Sehr dankbar bin ich auch Daria Kohler für ihre Geduld, ihre Offenheit, ihre Unterstützung und dafür, dass sie mir in schweren Zeiten den Rücken freigehalten hat.
Mein letzter Dank gilt der BigBand „Brass&Fun" und der Firma USM U. Schärer Söhne GmbH, die mich unwissend während eines wundervollen Jazz-Konzerts im Produktionsbereich auf die Idee zu meinem Dissertationsthema gebracht haben.

Karlsruhe, im Monat Dezember 2019 *Maximilian Hochstein*

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung

1.1 Einleitung und Motivation

Eine gute Lokalisierung bildet das Rückgrat eines jeden autonom fahrenden Fahrzeuges. Nur wenn die aktuelle Position bekannt ist, kann der richtige Weg eingeschlagen werden, um das Ziel zu erreichen. Während autonomes Fahren auf öffentlichen Straßen aktuell ein viel diskutiertes Thema ist, sind fahrerlose Transportfahrzeuge, so genannte FTF, im industriellen Umfeld schon seit Jahrzehnten im Einsatz und bilden einen wichtigen Teil eines anhaltenden Automatisierungstrends der letzten Jahre. So steigerte sich zwischen 2005 und 2015 der Umsatz im Bereich Robotik und Automation um 76,8 % auf 12,2 Mrd.€, sieht Abb. 1.1.
Im Rahmen der 4. industriellen Revolution ist nicht nur die Automatisierung, sondern auch die Digitalisierung in vollem Gange. Produkte werden individueller, wodurch sich die Lösgrößen kontinuierlich der eins nähern [1]. Flexibel und intelligent sind die neuen Schlagworte, mit denen die zukünftige Produktion beschrieben wird und die dabei helfen sollen, die zunehmende Individualisierung zu meistern. Die Vernetzung softwaretechnischer, mechanischer und elektronischer Komponenten, sogenannte cyberphysische Systeme, bilden hierfür die Grundlage und werden zu einem wichtigen Bestandteil moderner Unternehmen [21]. Kurze Produktzykluszeiten fordern ein hohes Maß an Flexibilität, um Produktionsanlagen und -linien schnell den neuen Bedingungen anpassen zu können. Dazu gehören auch Materialflüsse. Da sich in der Regel Transportrouten für fahrerlose Transportfahrzeuge einfacher als fest installierte Fördertechnik ändern las-

sen, werden in immer mehr Bereichen der Intralogistik starre Materialflusssysteme aufgebrochen und durch fahrerlose, autonom agierende, hochflexible Transportsysteme ersetzt[1]. So werden „zukünftige Transportroboter in zunehmend unstrukturierten Umgebungen, Umgebungen die von Natur aus unvorhersehbar sind, arbeiten."[2]

Doch obwohl schon eine Vielzahl unterschiedlicher fahrerloser Transportsysteme (FTS) auf dem Markt erhältlich sind „stellt die Digitalisierung der Produktion insbesondere den deutschen Mittelstand vor große Herausforderungen."[3]. Während die Umstellungen, hin zu modernen Systemen, für große Firmen in der Regel einfacher zu bewältigen sind, übersteigen die notwendigen Investitionskosten oftmals das Budget kleiner und mittelständiger Unternehmen. Gerade die notwendigen, hochflexiblen FTS sind oftmals zu teuer, während die etablierten spurgeführten Systeme zu unflexibel sind.

Einen großen Einfluss auf die Flexibilität als auch auf die Kosten und die Positioniergenauigkeit hat das zu Grunde liegende Lokalisierungssystem. Mit dem Ziel ein hochflexibles, aber dennoch erschwingliches fahrerloses Transportsystem für Firmen unterschiedlicher Größe umzusetzen, wurde ein neuartiges, kommunikationsgestütztes Lokalisierungssystem entwickelt. Basierend auf einem externen Kamerasystem sind Fahrzeuge in der Lage, lokal hochflexibel zu agieren, während in Bereichen, in denen kein hohes Maß an Flexibilität notwendig ist, auf einfache Systeme zurückgegriffen werden kann. Mit diesem Ziel im Hintergrund, werden in der bevorstehenden Dissertation die folgenden forschungsleitenden Fragen beantwortet:

[1] vgl. Willibald Günthner 2010: Auszug aus „Internet der Dinge in der Intralogistik", Seite 350 [13]

[2] vgl. Dieter Fox, Sebastian Thrun und Wolfram Burgard 2005: Aus ihrem Buch „Probabilistic Robotics“ [30]

[3] vgl. Prof. Dr. Johanna Wanka 2017: Aus dem Vorwort des durch das BMBF veröffentlichten Magazins „Industrie 4.0“ [33]

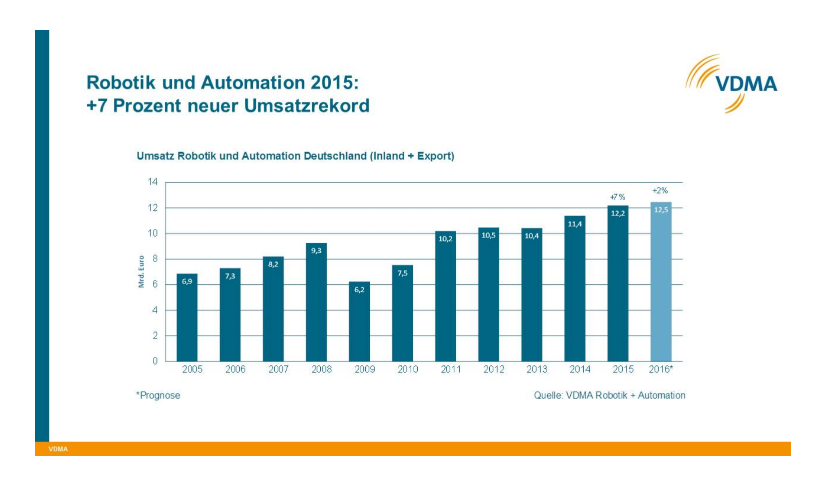


Abbildung 1.1: Statisik: Anhaltende Umsatzsteigerungen in den Bereichen Robotik und Automation.

- Ist die Umsetzung eines kommunikationsgestützten Lokalisierungssystems möglich?
- Welche Informationen müssen übermittelt werden?
- Wie gut funktioniert ein solches System?
  Insbesondere, welche Genauigkeit weißt die Positionierung auf und welche Geschwindigkeiten können sicher gefahren werden?

1.2 Organisation der Arbeit

Begonnen wird die Arbeit, indem in Kapitel 2 ein Überblick über den aktuellen Stand der Technik gegeben wird. Ferner wird ein Einblick in spurgeführte Systeme, frei navigierende Systeme und solche, die über eine externe Sensorik verfügen gegeben. Nach der Erläuterung der Vor- und Nachteile der gängigen Systeme, wird der Unterschied zur kommunikationsgestützten Lokalisierung herausgearbeitet. Anschließend wird in Kapitel 3 das Gesamtkonzept und die grundlegende Funktionsweise des Systems vorge-

stellt. Auf Basis dieses Überblicks, wird der Leser in Kapitel 4 ausführlich in die Funktionsweise eingeführt, indem einzelne Teilprozesse, die für eine erfolgreiche Lokalisierung notwendig sind, beschrieben und deren Zusammenhänge vorgestellt werden. Beginnend mit der Analyse der Messwerte der Tiefenbildkamera und der Untersuchung der Randbedingungen, wird die Objekterkennung beschrieben. Objekte, die vom Kamerasystem gefunden wurden, werden anschließend in Kapitel 5 auf ihre Eigenschaften hin untersucht. Basierend auf den extrahierten Objekteigenschaften kann eine Selbstidentifikation durchgeführt werden. In selbigem Kapitel 6 werden die gängigen Lokalisierungsprobleme und deren Einfluss auf die Selbstidentifikation eines fahrerlosen Transportfahrzeuges vorgestellt. Der Nachweis der Funktion des Lokalisierungssystems erfolgt in Kapitel 7 in Form mehrerer Versuche. Anschließend werden die Ergebnisse analysiert, zusammengefasst und diskutiert. Zu guter Letzt wird die Arbeit abgeschossen, indem ein umfassendes Fazit gezogen und ein Ausblick gegeben wird.

2 Stand der Technik

Neben der fortschreitenden Automatisierung in der Produktion ist auch die Automatisierung des Materialflusses stetig vorangeschritten. Zusätzlich zu den klassischen Förderstecken wie Rollenbahnen oder Förderbändern wurden seit über 30 Jahren[1] auch fahrerlose Transportsysteme (FTS) im Materialfluss eingesetzt. Ein großer Vorteil dieser FTS liegt in der höheren Flexibilität im Vergleich zu fest installierten Förderstrecken. FTS können zu einem großen Teil die bestehende Infrastruktur, welche parallel von Personen und von Personen betriebenen Fahrzeugen genutzt wird, mitnutzen. Im Laufe der letzten Jahre haben sich eine Vielzahl an unterschiedlichen FTS entwickelt, die sich oft grundlegend voneinander unterscheiden. Ein wichtiges Unterscheidungsmerkmal ist auch hier die Flexibilität. Diese umfasst mehrere Bereiche und sollte in zwei unterschiedliche Arten von Flexibilität unterteilt werden. Einerseits wird Bezug auf die Möglichkeit genommen, neue Transportrouten schnell an eine sich verändernde Infrastruktur anzupassen zu können. Andererseits wird von der Fähigkeit gesprochen, auf akut auftretende Umwelteinflüsse reagieren zu können.
Einen entscheidenden Einfluss auf die Flexibilität hat die zur Lokalisierung eingesetzte Sensorik. Diese wird hier in zwei Kategorien unterteilt:

- Interne Sensorik
- Externe Sensorik

Lokalisierungssensorik, welche zum Beispiel in ein fahrerloses Transportfahrzeug integriert ist, fällt in den Bereich der „internen Sensorik“, während

[1] 1984 setzte Jungheinrich fahrerlose Transportsysteme in der Montage ein [18].

Sensorik, die nicht Teil eines fahrerlosen Transportfahrzeuges sind zur „externen Sensorik“ gezählt wird. Auf prominente Beispiele beider Arten wird in den folgenden Unterkapiteln näher eingegangen.

2.1 Interne Sensorik

Bei Fahrzeugen, die über eine interne Sensorik verfügen, sind die Sensoren, mit deren Hilfe die Lokalisierung umgesetzt wird, im Fahrzeug integriert. Folgend werden einige Systeme erläutert.

2.1.1 Spurführung

Die ältesten und auch heute noch meist verbreiteten fahrerlosen Transportsysteme sind spurgeführte Systeme. Sie zeichnen sich durch ein hohes Maß an Präzision und Zuverlässigkeit aus, gelten jedoch als unflexibel. Sie folgen einer Spur/Marker, die mit 1-2 Sensoren erkannt werden.
Obwohl diese Systeme als unflexibel gelten, gibt es unterschiedliche Umsetzungen der Spurführung, die verschiedene Freiheitsgrade und somit diverse Flexibilisierungsgrade erlauben. Im Folgenden werden drei unterschiedliche, in der Reihenfolge zunehmend flexiblere, spurgeführte Systeme vorgestellt.

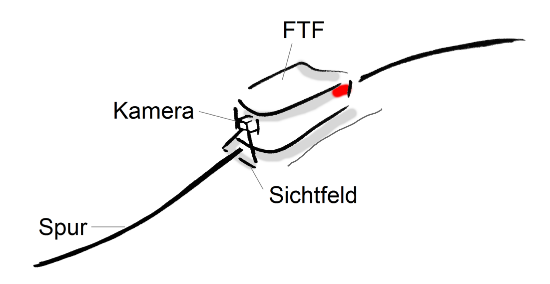


Abbildung 2.1: Skizzierte Darstellung eines optisch spurgeführten FTF mit Spur.

Induktiv spurgeführte Systeme folgen einer in den Boden eingelassenen Leitung, [32] Seite 79f. Da die Leitungen bereits während des Baus der Halle in den Boden integriert werden müssen, ist ein späteres Verändern der Fahrstrecke nur mit großem Aufwand möglich. Darüber hinaus können Hindernisse, die sich auf der Strecke befinden, nicht umfahren werden, da die Spur nicht verlassen werden kann.

Flexibler sind **optisch spurgeführte Systeme**, [32] Seite 79f. Die Fahrzeuge folgen einer kontrastreichen optischen Linie auf dem Boden, die mit der Kamera wahrgenommen werden kann. Bei einer Veränderung der Infrastruktur ist ein Verlegen des Streckenlayouts, im Vergleich zur induktiven Spurführung, mit weniger Aufwand umzusetzen. Abhängig vom System kann eine neue Strecke neu aufgemalt oder aufgeklebt werden. Dennoch ist ein Nachteil, dass ein Ausweichen vor Hindernissen, welche sich auf der Strecke befinden, nicht möglich ist, da auch hier die Strecke nicht verlassen werden kann. Grund dafür ist das verhältnismäßig kleine, nach unten gerichtete Sichtfeld der Kameras, mit Hilfe derer die Spur erkannt wird.

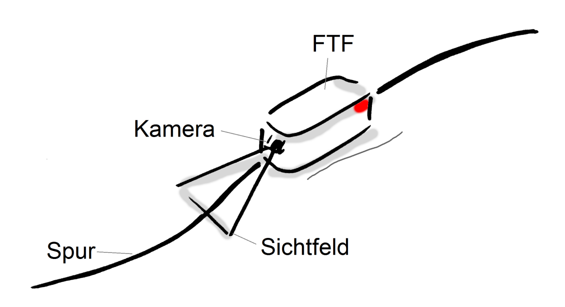


Abbildung 2.2: Skizzierte Darstellung eines optisch spurgeführten vorausschauend fahrenden FTF.

Im Gegensatz dazu erlaubt das System der **vorausschauenden Spurführung** ein Ausweichen in begrenztem Maße [16]. Auch hier orientiert sich

das Fahrzeug an einer optischen Linie, welche auf dem Boden aufgeklebt wird. Die nach vorne gerichtete Kamerasicht erlaubt es die Spur auch dann noch zu erkennen, wenn sich das Fahrzeug neben dieser befindet. Eine Änderung des Streckenlayouts kann durch ein verändertes Aufkleben der optischen Linie bewerkstelligt werden.

2.1.2 Freie Navigation

Der Gegensatz zu Spurführung ist die freie Navigation. Bei spurgeführten Systemen gibt es große Unterschiede bezüglich der Flexibilität, dennoch können sich die Fahrzeuge nicht vollständig von der Spur lösen und frei über eine Fläche fahren.
Deutlich flexiblere Systeme sind solche der freien Navigation. Die Fahrzeuge orientieren sich nicht an einer Leitlinie, sondern an Markern oder an Sendern die in der Umgebung angebracht werden oder an der Umgebung selbst. Mit Hilfe dieser Umgebungsinformationen können die aktuelle Position und Orientierung berechnet werden, während sich die Fahrzeuge frei bewegen. Solche Systeme zeichnen sich durch ein hohes Maß an Flexibilität aus, sowohl in Hinblick auf mögliche Infrastrukturänderungen, als auch auf sich akut ändernde Umgebungsbedingungen.

Einer der prominentesten Vertreter der freien Navigation ist die **Lasernavigation**, [32] Seite 83f. Über einen rotierenden Laserstrahl werden Entfernungen zu reflektierenden Markern gemessen. Diese sind an den Wänden einer Halle angebracht, auf einer Höhe oberhalb der Köpfe der Mitarbeiter. Auf Basis der bekannten Anordnung der Marker und der ermittelten Entfernungen, kann die Position des Fahrzeuges trianguliert werden. Solche Systeme gelten als flexibel in Bezug auf Streckenlayoutänderungen. Neue Strecken können schnell eingelernt werden, ohne dass Infrastrukturänderungen notwendig sind. Trotzdem folgen die Fahrzeuge fest einprogrammierten

Routen, die sie nicht verlassen können. Hindernisse, welche im Weg stehen, können nicht umfahren werden.

Ein ähnliches Verfahren, bei dem sich das System jedoch an natürlichen Markern orientiert, wird **SLAM** genannt. SLAM steht für „simultaneous location and mapping“ und beschreibt ein Verfahren, welches anhand von Sensordaten eine Karte der Umgebung erstellt (siehe Abbildung 2.3), um diese zur Navigation zu nutzten. Ein häufig verwendetes Sensorsystem ist der Laserscanner, mit dem meist in einer waagrechten Schnittebene Entfernungen zu umliegenden Objekten und Wänden ermittelt werden. Der Vorteil dieses Verfahrens ist, dass keine zusätzliche Infrastruktur benötigt wird. Bei fahrerlosen Transportfahrzeugen wird der Laserscanner häufig in einer Höhe von ca. 20 cm angebracht, wodurch nicht nur Wände und Säulen, sondern auch Hindernisse erkannt werden. Neue Strecken müssen nicht eingelernt werden, da kleinere Veränderungen der Umgebung automatisch erkannt und die hinterlegten Karten aktualisiert werden können. Das System erkennt selbstständig, ob eine Anpassung der Wegstrecke notwendig ist und ermittelt automatisch eine neue Route. Systeme, die auf dem SLAM-Verfahren basieren, werden auf Grund der schnellen Anpassungsfähigkeit als hochflexibel eingestuft. Die Nachteile dieser Systeme sind eine deutlich schlechtere Positioniergenauigkeit und hohe Kosten für die Sensoren im Vergleich zu spurgeführten Systemen.

2.2 Externe Sensorik

Neben Systemen, deren Sensoren in den Fahrzeugen verbaut sind, gibt es auch solche, die über keine eigenen Sensoren verfügen und von einem externen System abhängig sind. Der Vorteil externer Sensorik besteht darin, dass mehrere Fahrzeuge mit nur einem Sensor lokalisiert werden können. Da die Fahrzeuge selbst über keine eigene Sensorik verfügen, können sie

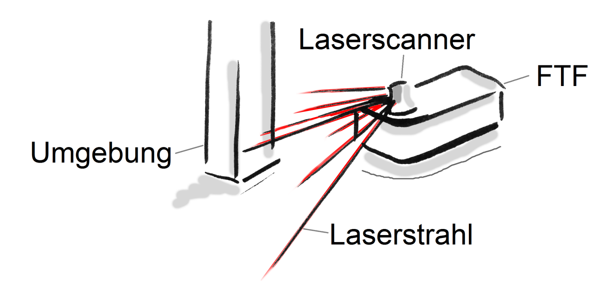


Abbildung 2.3: Mit Hilfe eines Lasers wird der Raum in einer horizontalen Schnittebene vermessen und nach geometrischen Merkmalen gesucht, um anschließend die Lokalisierung durchzuführen.

kostengünstiger produziert und z.B. für große Fahrzeugflotten verwendet werden.

Umgesetzt wurde ein solches Kamerasystem auf Basis einer externen Farbkamera von Daniel Pizarro et al. [25]. Die Schwierigkeit besteht darin, das Fahrzeug vom Hintergrund zu unterscheiden und seine Position zu erkennen. Die Identifikation erfolgt mit Hilfe eines geometrischen Modells. Abbildung 2.4 zeigt das Fahrzeug, aufgenommen mit Hilfe einer monochromatischen Kamera. Die gefundenen markanten, geometrischen Stellen sind durch grüne Kreise gekennzeichnet und helfen das Fahrzeug vom Hintergrund zu unterscheiden, es zu erkennen und dessen Position zu bestimmen. Die geometrischen Besonderheiten, in Form von Kanten und Farbgebungen, werden automatisch ermittelt. Hierfür wird das Fahrzeug analysiert, während es eine Lerntrajektorie abfährt.
Während die Sensorik durch die Verwendung einer simplen monochromatischen Kamera sehr günstig ausfällt, birgt das System auch einige Nachteile. Damit sich das Fahrzeug von der Umgebung abhebt und gut zu erkennen ist, muss der observierte Raum gut ausgeleuchtet sein. Sollen mehrere Fahr-

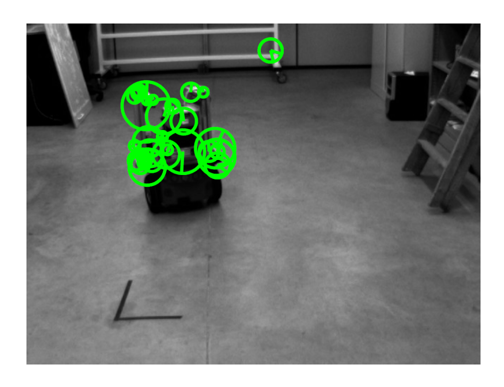


Abbildung 2.4: Erkennen eines Fahrzeuges auf Basis von geometrischen Eigenschaften unter Verwendung einer externen Kamera.

zeuge erkannt und deren Position bestimmt werden, müssen diese unterschiedliche geometrische Formen aufweisen. Darüber hinaus sollte sich die Form des Fahrzeuges im laufenden Betrieb nicht ändern. Deshalb besteht bei diesem System bei der Aufnahme eines Ladungsträgers das Risiko einer fehlerhaften Erkennung. Nachteilig wirkt sich auch aus, dass nur Objekte erkannt werden können, welche zuvor eine Lerntrajektorie abgefahren haben. Menschen und Objekte, die diesen Prozess nicht durchgeführt haben, können nicht erkannt werden. Aus diesem Grund ist keine Navigation möglich, wenn die Fahrbahn durch Hindernisse versperrt wird. Da diese nicht erkannt werden, besteht das Risiko einer Kollision.

Einen ähnlichen Ansatz verfolgten Jae-Hong Shim und Young-Im Chob [29]. Verwendet wurden zwei Kameras, mit deren Hilfe sowohl ein Fahrzeug, als auch Hindernisse erkannt werden können. Die Verwendung zweier Kameras mit entgegengesetzten Blickrichtungen, bringt einige Vorteile mit sich. Ziel war es, wie in Abbildung 2.5 gezeigt, ein Fahrzeug autonom durch einen Gang navigieren zu lassen. Dabei ermittelte das Fahrzeug nicht nur



Abbildung 2.5: Roboter navigiert frei durch einen Korridor.

seine eigene Position, sondern auch die Positionen diverser Hindernisse in Form unterschiedlicher Objekte.
Um dieses Ziel zu erreichen, werden in einem ersten Schritt die Bilder der beiden Kameras in eine Draufsicht transformiert und übereinander gelegt (siehe Abbildung 2.6). Durch die Verwendung zweier Bilder können die von den Objekten erzeugten Schatten herausgerechnet werden. Vorbereitend müssen die beiden Kameras kalibriert werden. Die perspektivischen Verzerrungen der Kameras werden mit Hilfe einer schachbrettartigen Vorlage, welche während der Systemkalibrierung auf den gesamten Boden gelegt wird, herausgerechnet. Nach der Kalibrierung können die Grundflächen und die Position der sich im Raum befindenden Objekte ermittelt werden. Basierend auf den von den Kameras erhaltenen Daten ist das Fahrzeug in der Lage, eine Route durch den Gang zu bestimmen, die einen ausreichend großen Abstand zu den einzelnen Hindernissen aufweist. In Abbildung 2.6 ist die errechnete Route mit den einzelnen Wegpunkten als Draufsicht dargestellt. Zu erkennen sind auch die Formen der erkannten Hindernisse und deren Mittelpunktposition. Das eingezeichnete Gitter ist virtuell und dient lediglich dem Betrachter als Orientierungshilfe.

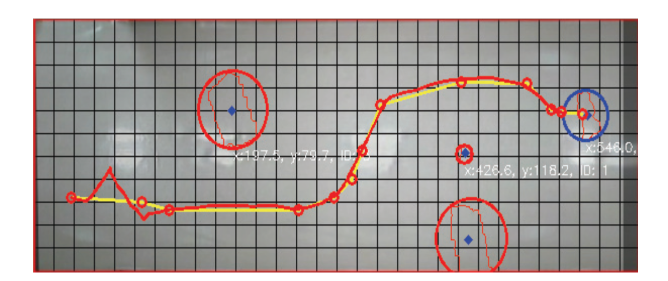


Abbildung 2.6: Abbildung der resultierenden Draufsicht aus den beiden Kameraperspektiven. Dargestellt ist die geplanten Route (gelb), die tatsächlich gefahrenen Strecke (rot) und die Konturen der Hindernisse inklusive deren Mittelpunkte.

Zusammenfassend können mit dem hier verwendeten Verfahren nicht nur das Fahrzeug, sondern auch Hindernisse erkannt werden. Darüber hinaus wird die Form der Fahrzeuge erkannt, ohne dass zuvor eine Einlernfahrt durchgeführt werden muss. Trotzdem ist ein großes Maß an Vorbereitung notwendig, bevor eine Navigation im überwachten Gebiet durchgeführt werden kann. Nachteilig ist außerdem, dass der Raum gut ausgeleuchtet sein muss, um mit Hilfe der Kameras genügend Daten sammeln zu können. Auch eine Fahrzeugidentifikation ist nicht möglich und Tests mit mehreren Fahrzeugen wurden nicht durchgeführt. Obendrein ist die Nachbereitung der Rohdaten sehr aufwändig.

Ziel der nachfolgend entwickelten kommunikationsgestützten Lokalisierung ist es, anknüpfend an den Stand der Technik, eine Lokalisierung zu entwickeln, welche sowohl auf einem externen Kamerasystem beruht, als auch mehrere Fahrzeuge erkennen kann und ohne eine aufwändige Kalibrierung auskommt.

3 Gesamtkonzept

Die hier vorgestellte kommunikationsgestützte Lokalisierung hängt von einem Zusammenspiel unterschiedlicher Prozesse ab. Die folgende Beschreibung des Gesamtkonzeptes gibt einen Überblick, um die in Kapitel 7 folgenden Forschungsergebnisse und Funktionsanalysen einordnen zu können.

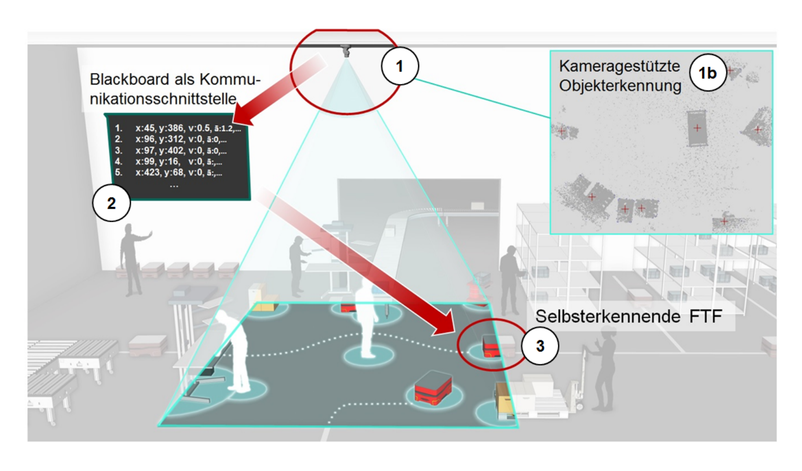


Abbildung 3.1: Skizzierte Darstellung des Systemaufbaus und dessen Bereiche Sensorsystem (1), auf dem die kameragestützte Objekterkennung (1b) stattfindet, die Kommunikationsschnittstelle (2) und das fahrerlose Transportfahrzeug (3).

Die herausragenden Merkmale des hier erforschten externen Sensorsystems sind, dass keine weiteren kostspieligen Sensoren in den einzelnen Fahrzeugen verbaut werden müssen. Darüber hinaus kann das Sensorsystem, bestehend aus einer Tiefenbildkamera und einer Auswerteeinheit, mehrere Objekte gleichzeitig detektieren und analysieren. Ein Nachteil ist jedoch,

dass es schwierig ist, einzelne Fahrzeuge zu identifizieren. Transportiert ein Fahrzeug zum Beispiel einen Ladungsträger, der die gesamte Sicht auf das fahrerlose Transportfahrzeug (FTF) verdeckt, wie in Abbildung 3.2 dargestellt, ist eine Identifizierung des Fahrzeuges über das Kamerasystem nicht mehr möglich.
Aus diesem Grund wurde ein neuartiger Ansatz entwickelt, bei dem das Sensorsystem alle sichtbaren Objekte analysiert, diese jedoch nicht identifiziert. Die Identifikation findet auf den Fahrzeugen selbst statt, indem über eine Kommunikationsschnittstelle auf die Ergebnisse der Analysen des Sensorsystems zugegriffen wird und diese mit den eigenen Fahrzeugparametern verglichen werden. Innerhalb des überwachten Bereichs können Fahrzeuge sowohl auf odometrische Daten, oder auf die des Sensorsystems zurückgreifen, um sich zu lokalisieren und zu navigieren. Abhängig vom aktuellen Lokalisierungsproblem, werden auf Basis eines probabilistischen Ansatzes die internen Messwerte so lange mit denen des Sensorsystems verglichen, bis eine Zuordnung möglich ist.
Das Lokalisierungssystem kann in drei übergeordnete Bereiche unterteilt werden (siehe Abbildung 3.1):

1. Sensorsystem zur Erkennung der Objekte
2. Kommunikationsschnittstelle
3. Fahrerloses Transportfahrzeug

untergliedert werden. Das externe Sensorsystem wird, gemäß Punkt 1 in Abb.3.1, unterhalb der Hallendecke in einer möglichst großen Höhe über dem zu überwachenden Bereich installiert, um ein möglichst großes Sichtfeld zu erhalten. Es besteht aus einer Tiefenbildkamera, welche mit Hilfe der „time of flight“-Technik (ToF), Entfernungen in einem Raster von 512 auf 424 Pixel misst [24]. Mit dem Ziel, ein preiswertes und robustes Lokalisierungssystem zu entwickeln, wurde, anstelle einer Farbkamera, eine Tiefenbildkamera als Sensor verwendet. Ein Vorteil der Tiefenbildkamera ist, dass

für die Auswertung weniger Rechenleistung benötigt wird, wodurch einfachere Auswerteeinheiten verwendet werden können. Der Bildausschnitt unter Punkt 1b ist eine grafische Darstellung der einzelnen Entfernungsmessungen, bzw. des ermittelten Höhenprofils, wobei dunklere Grauwerte für kürzere Entfernungen stehen. Auf der Auswerteeinheit werden die Tiefendaten analysiert, Objekte gefunden, die in Abbildung 3.1 unter Punkt 1b als dunklere Bereiche dargestellt werden. Darüber hinaus werden geometrische und kinematische Eigenschaften der einzelnen Objekte ermittelt. Anschließend werden alle Informationen zu allen Objekten in einer Nachricht zusammengefasst und in regelmäßigen zeitlichen Abständen über eine Kommunikationsschnittstelle (siehe Abbildung 3.1 Punkt 2) veröffentlicht. Als Kommunikationsschnittstelle wird das lokale Netzwerk (engl.: „local area network“, kurz: „LAN“) in Kombination mit dem MQTT-Protokoll (siehe Abschnitt 5.4) verwendet. Fährt ein Fahrzeug (siehe Abbildung 3.1 Punkt 3) in den überwachten Bereich, greift es über die Kommunikationsschnittstelle auf die publizierten Informationen zu. Auf Basis dieser Daten und hinterlegter geometrischer Fahrzeugparameter, ist das Fahrzeug in der Lage, sich aus der Menge der veröffentlichten Objekten selbst zu erkennen und dadurch seine Position kontinuierlich zu überprüfen und gegebenenfalls zu korrigieren.

Darüber hinaus erhält das Fahrzeug Informationen über alle anderen Objekte und Verkehrsteilnehmer im überwachten Bereich. Unter Berücksichtigung aller Hindernisse ist somit eine freie Navigation möglich.

In den folgenden Kapiteln wird auf den Aufbau, die Algorithmen und die Implementierung des Systems eingegangen. Basierend auf einer Analyse der Rohdaten des Sensors, werden Verfahren umgesetzt, mit deren Hilfe Störeinflüsse wie Rauschen und Kameraneigung korrigiert werden können. Anschließend wird die Segmentierung der zusammengehörenden Bildpunkte erläutert und diskutiert, um am Ende von Kapitel 4 die relevanten Punkte in eine Draufsicht zu transformieren.

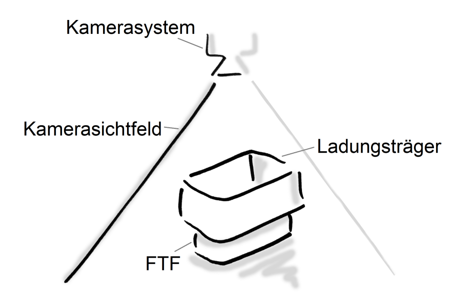


Abbildung 3.2: Schematische Darstellung der Identifikationsproblematik durch eine Verdeckung.

Die Extraktion der Objekteigenschaften erfolgt in Kapitel 5. Erläutert werden die Ermittlung der Position, der Geschwindigkeit, der Fahrzeugorientierung und der geometrischen Eigenschaften wie Größe, Höhe und Form. Am Ende des Kapitels werden die Kommunikationsschnittstelle, das Kommunikationsprotokoll, die Nachricht, als auch die Implementierung der Nachrichtenübertragung beschrieben.
Abschließend wird in Kapitel 6 die probabilistische Identifikation am Beispiel des Testfahrzeuges erläutert.

4 Objekterkennung

Die Objekterkennung stellt den ersten Prozessschritt der Lokalisierung dar und wird in der Auswerteeinheit des Sensorsystems umgesetzt. Bevor die Eigenschaften für eine spätere Identifikation eines Fahrzeuges ermittelt werden können, muss die Kamera initialisiert, d.h. die Rohdaten der Tiefenbildkamera müssen analysiert, aufbereitet und gegebenenfalls müssen Fehler korrigiert werden.
Zuvor ist jedoch eine kurze Definition des Begriffs „Objekterkennung“ angebracht. Entgegen der allgemeinen Verwendung des Begriffes „Objekterkennung“, bei dessen Gebrauch die Identifizierung eines bestimmten Objektes gemeint ist, wird er im Kontext dieser Dissertation differenziert eingesetzt. Die tatsächliche Identifizierung eines Objektes wird folgend mit „Objektidentifizierung“ angegeben. Im Unterschied dazu beschreibt die „Objekterkennung“ lediglich die Feststellung, dass ein Objekt vorhanden ist, ohne zu wissen, um was für ein Objekt es sich handelt.
Alle verwendeten Messdaten wurden mit der Tiefenbildkamera „Kinect 2“ der Firma Microsoft erhoben. Sie besitzt eine Auflösung von 512 auf 424 Pixel und wurde oberhalb der Versuchsfläche des IFL in einer Höhe von 5,78 m über dem Hallenboden angebracht. Aus dem Sichtfeld von 70,6° in der Horizontalen und 60° in der Vertikalen ergibt sich eine maximale zu überwachende Gesamtfläche von 54,59 m^2 [24].

Die Analyse der Messwerte erfolgt in Anlehnung an eine bereits durchgeführte Untersuchung [34], die zum Ziel hatte, die optischen Fehler der Tiefenbildkamera zu untersuchen. Da die Fehler stark von der Entfernung

des Objektes zur Kamera abhängen, wurden gemäß Abbildung 4.1 Versuche in den drei Entfernungen 0,7 m, 1,4 m und 2,1 m von der horizontalen Mitte einer planen Oberfläche durchgeführt. Bei dem Objekt selbst handelte es sich um eine plane Fläche, die orthogonal zur Kamerablickrichtung angeordnet war. Für die Analyse wurden 100 Einzelbilder aufgezeichnet und die einzelnen Messwerte gemittelt.

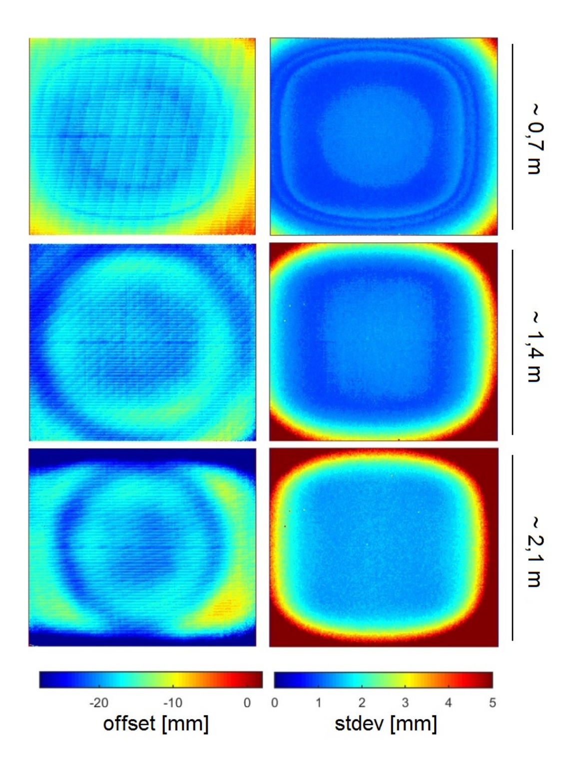


Abbildung 4.1: Darstellung der Ergebnisse einer Analyse der Tiefenbilddaten für unterschiedliche Entfernungen zur Oberfläche. In der linken Spalte werden die Messabweichungen (offset) zu den realen Werten abgebildet und in der rechten Spalte die zugehörigen Standardabweichungen (stdev) [34].

Linksseitig dargestellt sind die Abweichungen von der tatsächlichen Entfernung zur Grundfläche und rechtsseitig die zugehörigen Standardabweichungen. Festgestellt wurde ein Versatz pro Bildpunkt, der hauptsächlich vom Abstand des Bildpunktes zur Bildmitte abhängt. Zu erkennen ist, dass die Abweichungen bei einer Entfernung von 1,4 m am geringsten ausfallen, während die Standardabweichung bei zunehmender Entfernung größer wird. Ein deutlicher Anstieg der Standardabweichung ist vor allem im äußeren Bildbereich zu erkennen.

4.1 Kamerainitialisierung

Die Analyse der Rohdaten spielt eine wichtige Rolle im Lokalisierungsprozess. Eigenschaften wie die Form der Objekte, deren maximale und minimale Höhe als auch die Positioniergenauigkeit sind direkt abhängig von der Güte der gemessenen Entfernungen. Angelehnt an den von Wasenmüller und Stricker [34] durchgeführten Versuchen wurden Untersuchungen durchgeführt, mit deren Hilfe die Güte der Messwerte in einer Entfernung von 5,78 m über dem Boden ermittelt wurde. Zu den von Wasenmüller durchgeführten Versuchen war neben der deutlich größeren Entfernung zur Grundfläche auch eine nicht orthogonal zur Grundfläche ausgerichtete Kamera ein Unterschied (siehe Abbildung 4.4).

4.1.1 Sichtung der Rohdaten

Die Rohdaten basieren auf den von der Tiefenbildkamera errechneten Entfernungswerten. Mit dem Ziel eine möglichst große Fläche für die Lokalisierung abzudecken, wurde die Kamera an der Hallendecke angebracht und grob Richtung Hallenboden ausgerichtet. Abbildung 4.2 zeigt eine visualisierte Darstellung der Entfernungsmessungen. Je nach Entfernung wurde jedem Bildpunkt ein Grauwert zugeordnet, wodurch die Umrisse der Objekte und deren Höhenprofil sichtbar gemacht werden. Auf dem Bild ist

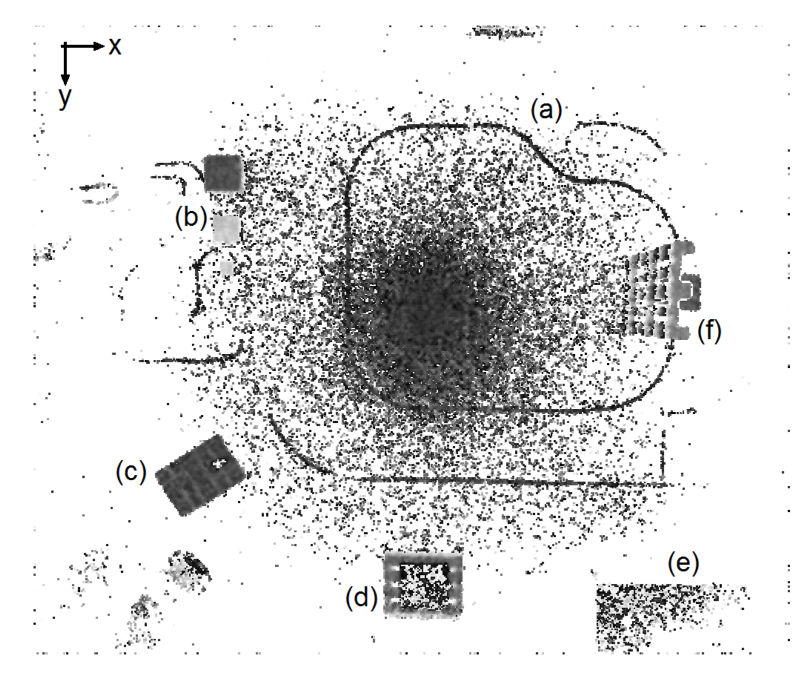


Abbildung 4.2: Visualisierte Darstellung der unkorrigierten Tiefendaten eines Einzelbildes mit verschiedenen Objekten: Linie (a), drei Kartons unterschiedlicher Größe (b), Versuchsfahrzeug (c), Übergabestelle mit Ladungsträger (d), Tisch (e) und aufrecht stehende Palette (f)

ein Szenario dargestellt, in dem auf dem Hallenboden mehrere Linien aufgeklebt wurden (a), sich zusätzlich drei Kisten mit unterschiedlichen Höhen und Ausmaßen (b), ein Versuchsfahrzeug (c), eine Übergabestelle für Kleinladungsträger (d), ein Tisch (e) sowie einer hochkant aufgestellten Europoolpalette (f) befinden. Ziel Filterung und Bereinigung der Rohdaten damit am Ende nur noch die relevanten Objekte übrig bleiben.

Die Auswertung des Kamerabildes in Abbildung 4.2 lässt bereits erste Rückschlüsse auf die Qualität zu. Da die Messwerte, die dem Boden zugeordnet werden können, bereits in einer Ebene liegen, kann davon ausgegangen werden, dass die Kamera bereits nivellierte Daten und nicht die

tatsächlichen Entfernungen zur Verfügung stellt. Des weiteren führen nicht alle Messungen zum Erfolg. Weiße Bildpunkte bedeuten, dass keine erfolgreiche Messung durchgeführt werden konnte und keine Entfernung ermittelt wurde. Ein Grund für nicht erfolgreiche Messungen ist der leicht reflektierende Hallenboden. Ist die Spiegelung zu stark und der Einfallswinkel zu klein, wird ein zu großer Teil des Laserstrahls von der Kamera weg reflektiert, so dass das empfangene Restlicht für eine Entfernungsmessung nicht ausreichend ist. Weiße, aufgeklebte Linien auf dem Hallenboden und matte Objekte, streuen das Licht deutlich stärker als der Boden selbst, weshalb es zu weniger Fehlmessungen kommt und sie besser zu erkennen sind. Im Kameralot ist die erfolgreiche Aufnahme von Messwerten wahrscheinlicher. Darüber hinaus ist an den Helligkeitsunterschieden auf eigentlich planen Oberflächen zu erkennen, dass die Entfernungsmesswerte einem starken Rauschen unterliegen. Bei genauer Betrachtung kann ein leichter Helligkeitsverlauf erkannt werden. Die Bildpunkte im unteren, linken Bildausschnitt sind im Schnitt ein wenig heller, als die im gegenüber liegenden Bereich des Bildes, rechts oben. Dieser Verlauf deutet auf einen systematischen Fehler hin, der auf eine Schiefstellung der Kamera zurück zu führen ist.

Um die Kameraschiefstellung besser beurteilen zu können wurden in Abbildung 4.3 die Messergebnisse aus 100 Einzelbildern übereinandergelegt und gemittelt. Anschließend wurde ein tief liegender Bereich in der unteren linken Bildecke ausgewählt (in Abbildung 4.3 schwarz umrandet), eine durchschnittliche Entfernung ermittelt und diese als Abstand, zu einer zur Kamerablickrichtung orthogonalen Referenzebene, definiert (siehe Abbildung 4.4). Die Differenz zwischen der gemessenen Entfernung eines Bildpunktes und der Referenzebene wird als Fehler in Form einer Farbe aus der Farbverlaufsdarstellung „Jet Colormap“ dargestellt.

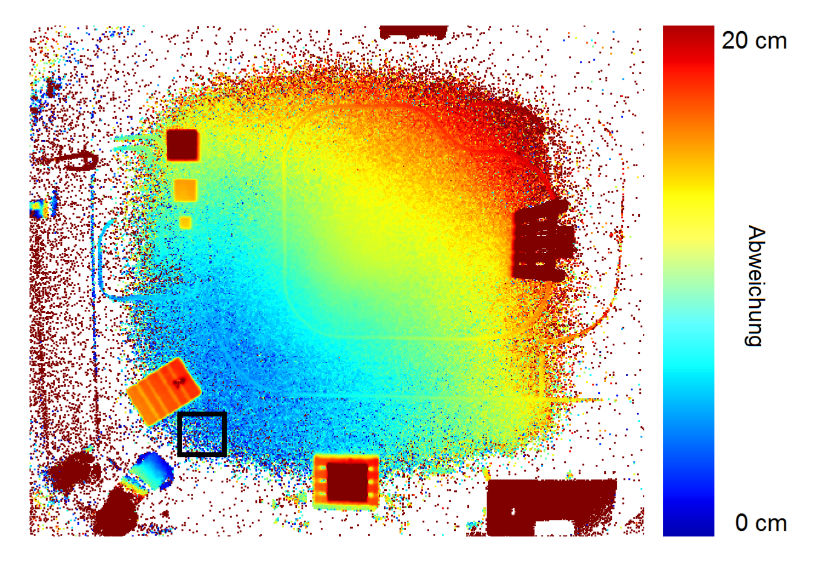


Abbildung 4.3: Visualisierte Darstellung der Messwertunterschiede aller Entfernungsmessungen zur mittleren Entfernung im schwarz markierten Bereich. Alle Entfernungen sind über 100 Einzelbilder hinweg gemittelt.

Aus Abbildung 4.3 geht hervor, dass der Fehler sowohl in horizontaler, als auch in vertikaler Richtung zunimmt. Die Kamera weist demnach eine Schiefstellung sowohl in horizontaler als auch in vertikaler Richtung auf. Messpunkte, die weiter als 20 cm von der Referenzebene entfernt sind, werden dunkelrot dargestellt. Der durch die Schiefstellung der Kamera verursachte Fehler wirkt sich enorm auf die Messwerte aus. Er beträgt sowohl in horizontaler als auch in vertikaler Richtung deutlich über 20 cm.

4.1.2 Neigungsausgleich

Da die Schiefstellung der Kamera einen deutlich größten Einfluss auf die Messwerte aufweist als das Rauschen, wird sie zu Beginn ausgeglichen, bevor weitere Untersuchungen durchgeführt werden. Ziel ist es, auf Basis der Messwerte eine Steigung zu ermittelt, durch die die Schiefstellung wiedergegeben werden kann. Gestützt auf den errechneten Steigungen können

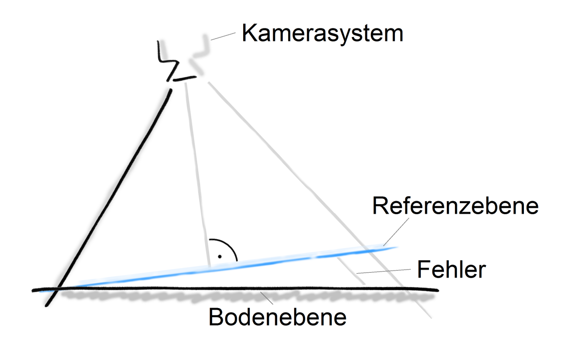


Abbildung 4.4: Schematische Darstellung der Kameraschiefstellung zum Hallenboden.

zwei Funktionen hergeleitet werden, mit denen die Schiefstellung in horizontaler, als auch in vertikaler Richtung ausgeglichen werden können.
Die Bestimmung der Steigung erfolgt unter Zuhilfenahme der Methode der kleinsten Quadrate [10]. Als Datengrundlage dienen die Messwerte aus den Entfernungsmessungen. Bei Betrachtung der visualisierten Messwerte aus Abbildung 4.5, ist zu erkennen, dass die Werte im Zentrum des Bilder weniger stark Rauschen als weiter außen liegende Messwerte. Darüber hinaus wurde nur Messwerte des Hallenbodens aufgenommen, um eine Verfälschung der Ergebnisse zu vermeiden. Abbildung 4.5 zeigt den gewählten quadratischen Ausschnitt in Form eines roten Rechteckes, dessen Zentrum mit dem Bildmittelpunkt übereinstimmt und eine Kantenlänge von 100 auf 100 Bildpunkten aufweist.
In Abbildung 4.6 sind die ermittelten Abstandswerte z zur Kamera in horizontaler Richtung x und in vertikaler Richtung y dargestellt. Die Abstandwerte z sind in mm angegeben, während die Richtungen x,y in Pixel bzw. Bildpunkten wiedergegeben werden. In beiden Schaubildern ist eine fallende bzw. eine steigende Tendenz der Abstandwerte zu erkennen. Die Mess-

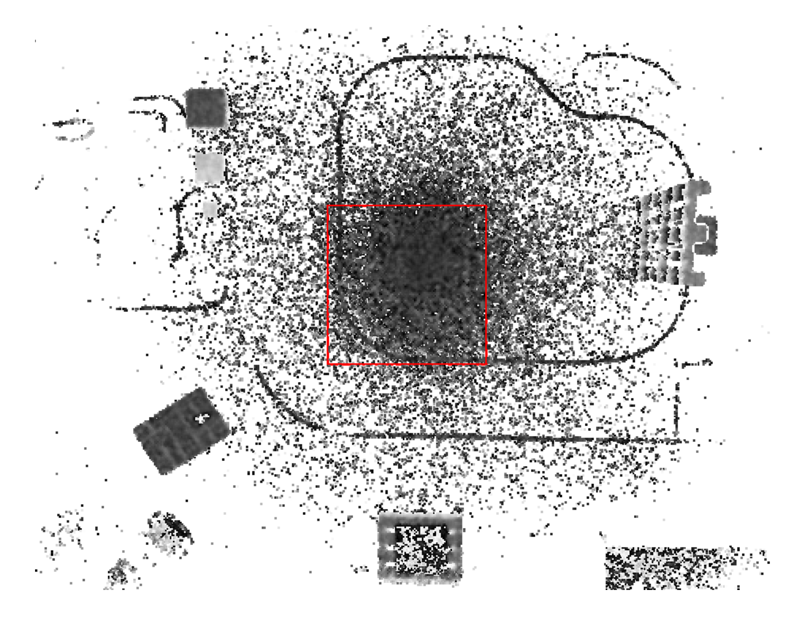


Abbildung 4.5: Visualisierte Darstellung der unveränderten Tiefendaten eines Einzelbildes mit markiertem Ausschnitt, aus dessen Innerem die Messwerte für die Neigungsbestimmung verwendet wurden.

werte wurden jeweils mit einem linearen Fit angenähert. Hierbei ist die allgemeine Funktion für eine Gerade gegeben durch:

$$f_{(\mathrm{x})} = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot x. \tag{4.1}$$

Sie setzt sich wie folgt aus α_0 und α_1 zusammen:

$$\alpha_0 = \bar{y} - \alpha_1 \cdot \bar{x} \tag{4.2}$$

und

$$\alpha_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}, \tag{4.3}$$

wobei die Mittelwerte $\bar{x}$ und $\bar{y}$ wie folgt berechnet werden:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n}, \quad \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i}{n}. \tag{4.4}$$

Die resultierenden Funktionen, $f_{(x)}$ und $f_{(y)}$, sind in den Abbildungen 4.6 in Form zweier roter Geraden dargestellt.

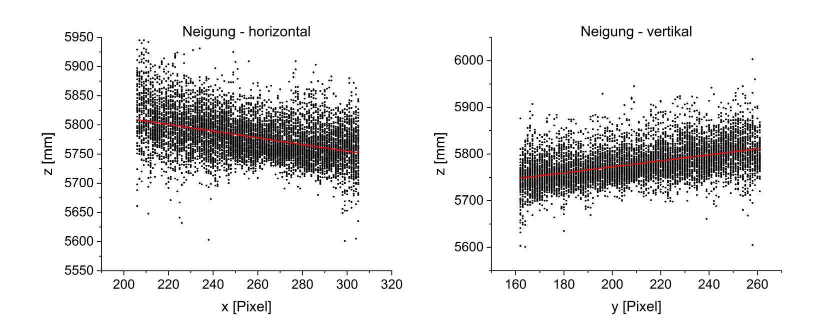


Abbildung 4.6: Messwerte, welche verwendet wurden, um die Ausgleichsfunktion zu bestimmen

Mit Hilfe der beiden resultierenden Ausgleichsfunktionen kann nun die Sollentfernung eines jeden Bildpunktes, abhängig von dessen Koordinaten, berechnet und auf eine feste Entfernung geeicht werden. Die feste Entfernung ergibt sich aus dem Mittelwert aller Abstandswerte innerhalb des quadratischen Ausschnitts 4.5 und beträgt 5778 mm.
Abschließend wurde die Differenz aus der gemessenen Entfernung und der Sollentfernung auf die feste Entfernung addiert und somit die Auswirkung der Kameraneigung neutralisiert. Die beiden resultierenden Ausgleichsfunktionen sind:

$$f_{(x)} = 5921{,}74 - 1{,}0503x \tag{4.5}$$

in horizontaler Richtung und

$$f_{(\mathrm{y})} = 5644,24 + 0,643y \tag{4.6}$$

in vertikaler Richtung.

Das Ergebnis der Anwendung der Ausgleichsfunktionen ist in Abbildung 4.7 wiedergegeben. Es ist zu erkennen, dass die Schiefstellung der Kamera erfolgreich ausgeglichen wurde.

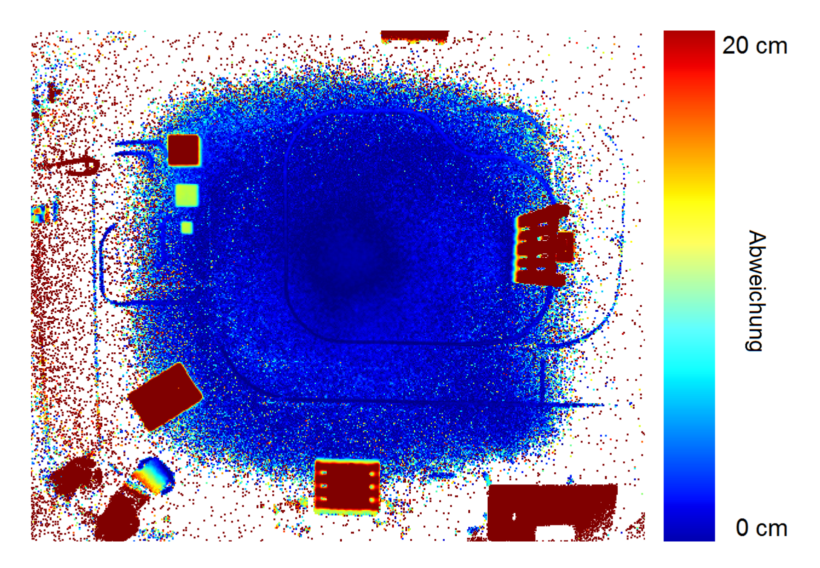


Abbildung 4.7: Visualisierte Darstellung des Höhenabweichungen zur Bodenebene nach dem Neigungsausgleich

Der dargestellte Fehler entspricht den Abweichungen der gemessenen und nivellierten Entfernungen zum Mittelwert. Die restlichen Abweichungen sind auf ein Rauschen der Messwerte zurück zu führen.

4.1.3 Lotfussposition

Der Lotfusspunkt der Kamera ist ein wichtiger Parameter, der für eine spätere Transformation der Ergebnisse notwendig ist. Die Berechnung der Lotfußposition kann bei der eingesetzten Kamera, im Gegensatz zum Neigungsausgleich, jedoch nicht mit den nivellierten Werten der Tiefenbildkamera bestimmt werden. Eine Rekonstruktion der realen Messwerte ist erforderlich.

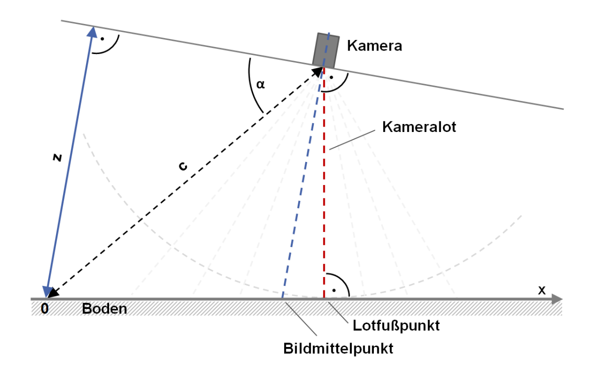


Abbildung 4.8: Skizzierte Darstellung der Kameraschiefstellung und des Kameralots. Die gelieferten Messwerte (z) der Tiefenbildkamera entsprechen nicht den tatsächlichen Entfernungen (c). Über den Winkel α und z kann diese über eine trigonometrische Formel berechnet werden.

Anhand der in Abbildung 4.8 skizzierten „tatsächlichen Entfernungen“ ist zu erkennen, dass diese von links nach rechts in Richtung Kameralot abnehmen und nach Erreichen der kürzesten Entfernung im Lot wieder zunehmen. Es besteht folglich eine Abhängigkeit der Entfernungen vom jeweiligen Bildpunkt der Kamera. Ziel ist es, die tatsächlichen Entfernungen aus den Messwerten zu rekonstruieren und eine parabelförmige Regression zu ermitteln. Die x-Koordinate des Scheitelpunktes der Parabel entspricht der Position des Kameralotfusspunktes. Folgend wird nur die Berechnung der

x-Koordinate betrachtet. Die Berechnung der y-Koordinate erfolgt äquivalent.
Bei einer gegebenen Auflösung von 512 Bildpunkten können in der horizontalen 511 Bildpunktpaare gebildet werden, die ein Sichtfeld von 70,6° abdecken. Damit entspricht der Abstand zweier nebeneinander liegender Bildpunkte einem Winkel von $\frac{70,6}{511} \approx 0,138°$.
Da es sich bei der gewählten Tiefenbildkamera um eine sphärische Kamera handelt, kann die tatsächliche Entfernung c gemäß Abbildung 4.8 über die trigonometrische Formel

$$sin(\alpha) = \frac{z}{c} \tag{4.7}$$

bestimmt werden. An einem beliebig gewählten Bildpunkt des Kamerasystems entspricht z dem von der Kamera wiedergegebenen Messwert, während sich der Winkel α aus der x-Koordinate, ausgehend vom Bildmittelpunkt, zusammensetzt.

$$\alpha = |(256,5 - x) \cdot 0,138| \tag{4.8}$$

Der Bildmittelpunkt liegt bei den Koordinaten $P_{\text{BM}}(256,5/212,5)$ (siehe Abbildung 4.8).

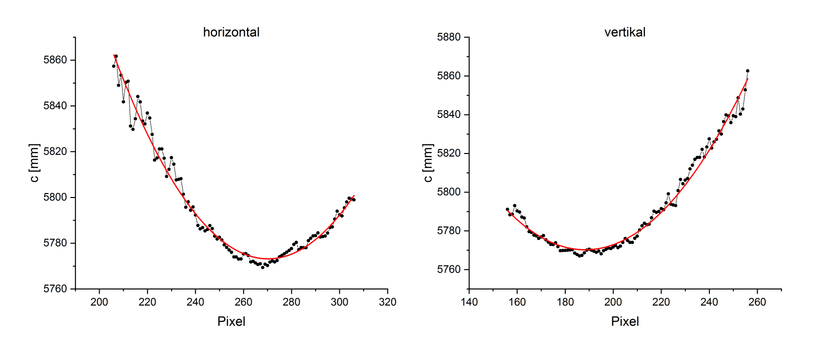


Abbildung 4.9: Auftrag aller Messwerte mit den dazugehörigen Polynomen

Nach der Umrechnung von 100 Messwerten, welche symmetrisch und linear um den Bildmittelpunkt angeordnet sind, ergeben sich die in Abbildung 4.9 dargestellten Messwerte in x und y-Koordinaten. Aus der Regression haben sich folgende Polygone ergeben:

$$f_{(x)} = 7350,44 - 11,67x + 0,0216x^2$$

in horizontaler Richtung mit einem Bestimmtheitsmaß $(R^2) von 0,976 und$ $f_{(y)} = 6455,99 - 7,28y + 0,0193y^2$in vertikaler Richtung mit einem Bestimmtheitsmaß $(R^2) von 0,984$.

Die Ableitung der beiden Polynome ergab für $f'_{(x)} = 0$ und $f'_{(y)} = 0$ eine Lotfusspunktposition von

$$P_{\text{Lot}} = [270, 188]$$

woraus sich in x und y-Richtung die beiden Neigungen

$$\omega_x = 1,9° \text{ und } \omega_y = -3,4°.$$

des Sensors berechnen lassen.

4.1.4 Fehleranalyse der Messwerte

Nach dem Ausgleich der Kameraschiefstellung folgt in diesem Kapitel die Analyse der Messwerte auf deren Genauigkeit und Stabilität. Rauschende Messwerte haben einen großen Einfluss auf die Leistungsparameter des Gesamtsystems. Durch die Fehleranalyse der Messwerte kann ermittelt werden, wie groß die Abweichungen sind und wie häufig Abweichungen einer bestimmten Größe auftreten.
Zu diesem Zweck wurden an verschiedenen Stellen im Messbereich Gebiete festgelegt und die darin liegenden Abweichungen zur Bodenebene ana-

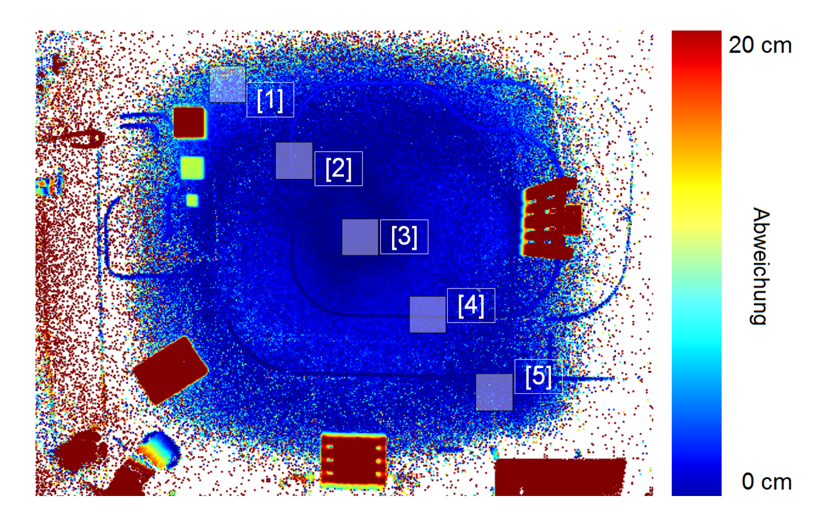


Abbildung 4.10: Visualisierte Darstellung des Höhenunterschieds zur Bodenebene gemittelt über 100 Bilder. Dargestellt sind zudem fünf Bereiche, in denen die Abweichungen von der Bodenebene genauer untersucht wurden.

lysiert (siehe Abbildung 4.10). Ein repräsentatives Ergebnis wurde dadurch erzielt, dass in den fünf Bereichen jeweils 4000 Messwerte aufgezeichnet wurden. Berücksichtigt wurden die vom Kameralot nach außen hin zunehmende Anzahl an nicht erfolgreichen Messungen auf Grund des spiegelnden Hallenbodens. Da eine ungleiche Anzahl an Messwerten pro Gebiet zu einer verfälschenden Gewichtung des Ergebnisses führen würde, wurden in jedem Gebiert über mehrere Einzelbilder hinweg die Abweichungen errechnet, bis jeweils 4000 erfolgreiche Messwerte aufgezeichnet werden konnten. Abhängig von der Anzahl der fehlenden Messwerte, mussten für die äußeren Bereiche mehr Einzelbilder ausgewertet werden als für die inneren. So wurden zum Beispiel für Bereich [a], in Abbildung 4.10 dargestellt, 87 Bilder ausgewertet, während in Bereich [c] nur 10 Einzelbilder notwendig waren. Das Ergebnis der Untersuchung wird in Abbildung 4.11 wiedergegeben. Während Messfehler im Größenbereich von -420 mm bis +320 mm

vorkommen, liegen 90% der Abweichungen in einem Bereich zwischen -165 mm und +165 mm.

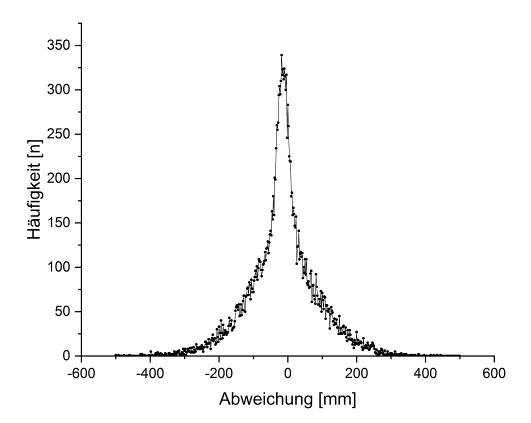


Abbildung 4.11: Dargestellt ist die Häufigkeitsverteilung der Abweichungen der Messwerte von der Bodenebene.

4.1.5 Entfernen der Bodenebene

Mit dem Ziel alle Objekte möglichst schnell innerhalb des überwachten Bereichs zu erkennen und zu untersuchen, muss die zu analysierende Datenmenge möglichst stark reduziert werden. Aus Abbildung 4.7 geht hervor, dass nicht nur die relevanten Messwerte der Objekte ausgewertet werden, sondern auch solche, die den Boden beschreiben, obwohl dieser für eine Objekterkennung irrelevant ist. Um die Datenmenge zu reduzieren wird im folgenden Kapitel eine Methode eingeführt, die es erlaubt ohne großen Aufwand einen Großteil der irrelevanten Messwerte heraus zu filtern.

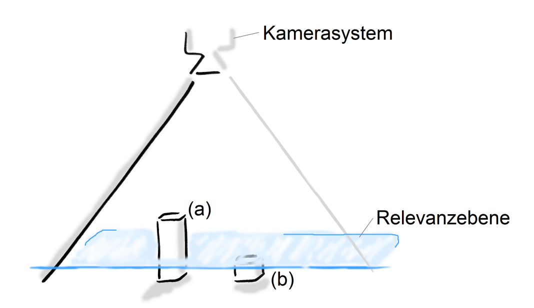


Abbildung 4.12: Schematische Darstellung der Relevanzebene mit Zeit unterschiedliche hohen Objekten (a) und (b).

Dies geschieht, indem alle Messwerte, die eine festgelegte Entfernung zur Kamera überschreiten, aus der Datenmenge entfernt werden. Diese festgelegte Entfernung sollte kleiner sein, als die Entfernung zum Boden, damit dieser herausgefiltert wird. Im Folgenden wird diese Entfernungsgrenze Relevanzebene genannt (siehe Abbildung 4.12). Alle Objekte, die Entfernungen aufweisen, welche unterhalb der Relevanzebene liegen, werden herausgefiltert (siehe Abbildung 4.12 (b)), während die, welche darüber liegen weiterverarbeitet werden (siehe Abbildung 4.12 (a)).

Einerseits wurde versucht, die Grenze möglichst knapp über dem Boden anzusetzen, damit auch flache Objekte erkannt werden können. Andererseits geht aus der Analyse der Messwerte (siehe Abschnitt 4.1.4) hervor, dass die Relevanzhöhe häufiger von irrelevanten, rauschenden Messwerten überschritten wird, je näher diese an der Bodenentfernung liegt. Der Zusammenhang zwischen dem Abstand der Bodenentfernung und der Relevanzhöhe und dem Ergebnis des Filters, ist in Abbildung 4.11 am Beispiel dreier unterschiedlicher Abstände dargestellt.

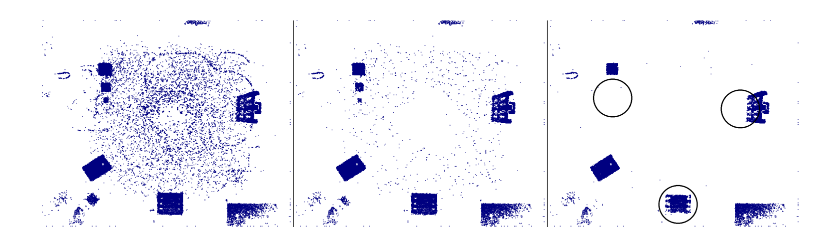


Abbildung 4.13: Dargestellt sind die restlichen Bildpunkte, nachdem alle jene entfernt wurden, welche unterhalb der Relevanzhöhe lagen. Die Relevanzhöhe wurde von links beginnend auf 25 mm, 100 mm und 200 mm festgelegt.

Während in der linken Darstellung der Anteil verrauschter Messwerte noch sehr hoch ist, nimmt er, mit abnehmender Relevanzhöhe kontinuierlich ab. Zu erkennen ist auch, dass in der rechten Darstellung nicht nur rauschende Messwerte deutlich reduziert wurden, sondern bereits Informationen und ganze Objekte verloren gehen, die für eine spätere Kollisionsvermeidung notwendig sind (siehe Abbildung 4.13 die eingekreisten Bereiche). Tests haben ergeben, dass bei einer Relevanzhöhe von 75 mm ein gutes Resultat erzielt wird, bei dem das Rauschen deutlich reduziert wird, aber dennoch keine Objekte verloren gehen, die für eine spätere Navigation eines Fahrzeuges nicht ignoriert werden können. Bei dieser Höhe werden gemäß Tabelle 4.1 79,65% aller irrelevanten Messwerte entfernt. Bei 20,35% der Messwerte handelt es sich um Rauschen. Weitere Zusammenhänge zwischen der

Relevanzhöhe und dem Restrauschen sind in der folgenden Tabelle dargestellt:

4.1.6 Analyse der Restrauschdichte

Trotz der Einführung einer Relevanzhöhe kommt es auf Grund stark verrauschter Messwerte in 20,35% der Fälle zu einer fehlerhaften Überschreitung der Relevanzhöhe. Die Häufigkeit der Überschreitungen ist jedoch nicht gleichmäßig über den überwachten Bereich verteilt. Abhängig von den optischen Verhältnissen oder der Beschaffenheit des Untergrundes, kann es in einigen Bereichen gehäuft zu Fehlern kommen. Aus diesem Grund wurde eine weitere Fehleranalyse durchgeführt, um die Rauschdichte zu bestimmen. Die Rauschdichte gibt an, wie häufig ein Messwert im Durchschnitt die Relevanzhöhe überschreitet. Die Größe der Abweichung spielt in diesem Fall keine Rolle. Zur Bestimmung der Dichte wurde über 100 Einzelbilder hinweg jeder einzelne Bildpunkt überprüft und aufgezeichnet, wie häufig die Relevanzhöhe überschritten wurde.
In Abbildung 4.14 wird eine Übersicht über die Häufigkeiten der Überschreitungen der Relevanzhöhe jedes einzelnen Bildpunktes gezeigt. Zu erkennen ist, dass die Häufigkeit der Überschreitungen nicht homogen über den Bildausschnitt verteilt sind. Während es in den farblich markierten Be-

Tabelle 4.1: Anteil verrauschter Messwerte bei unterschiedlichen Relevanzhöhen.

Relevanzhöhe	**Rauschen in %**
25 mm	38,64
75 mm	20,35
100 mm	14,61
200 mm	3,255

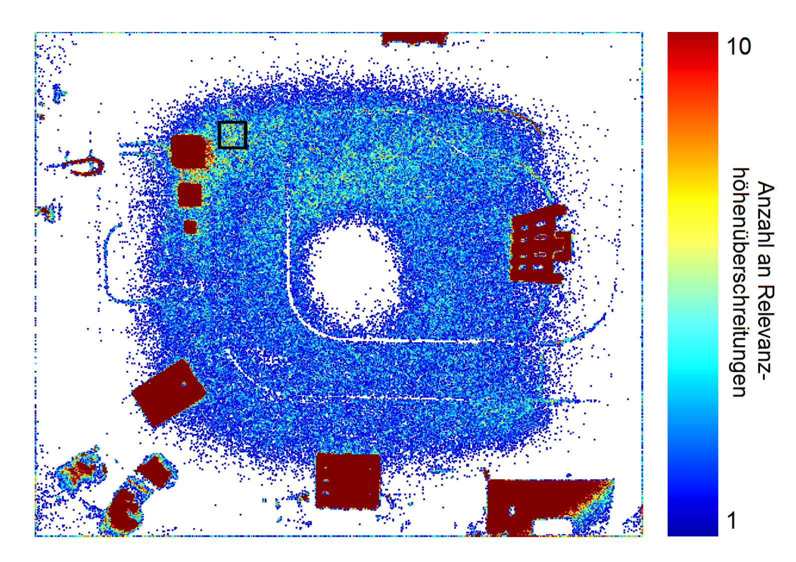


Abbildung 4.14: Farblich dargestellt sind die Anzahlen an Relevanzhöhenüberschreitungen über 100 Bilder hinweg. Weiße Bildpunkte signalisieren, dass die Relevanzhöhe im Laufe der Bilderreihe nicht überschritten wurde.

reichen zu Überschreitungen kommt, werde die Relevanzhöhe in den weißen Bereichen nicht überschritten. Es ist zu erkennen, dass der in Abbildung 4.14 mit einem schwarzen Quadrat markierte Bereich zu den Gebieten mit einer hohen Anzahl an Überschreitungen gehört. Eine genaue Untersuchung hat ergeben, dass es im Durchschnitt bei jedem Bildpunkt alle 26 Bilder zu einer Überschreitung kommt. Das heißt, dass die Wahrscheinlichkeit eines fehlerhaften Überschreitens der Relevanzhöhe bei $\approx$ 3,85% liegt.

4.1.7 Rauschunterdrückung/Rauschstabilisierung

Basierend auf den vorangegangen Untersuchungen zur Rauschdichte wird im folgendem Abschnitt eine eigens entwickelte Methode vorgestellt, mit der das restliche Rauschen zu einem Großteil herausgefiltert werden kann. Aus Abbildung 4.13 geht hervor, dass auch nach dem Neigungsausgleich und der Einführung der Referenzhöhe von 75 mm das Rauschen nicht voll-

ständig entfernt wurde. Basierend auf der Idee der „Occupancy Map“ [30] S.221, wonach Messwerte, die häufiger an einem bestimmten Ort erscheinen, höher gewichtet werden, werden auch bei der selbst entwickelten Rauschunterdrückung die Messwerte über einen bestimmten Zeitraum hinweg beobachtet.

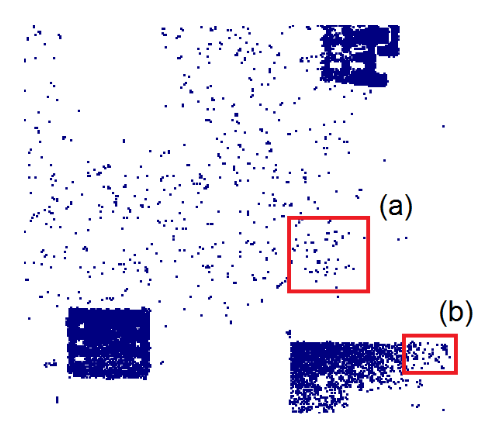


Abbildung 4.15: Darstellung des Rauschens bei einer Relevanzhöhe von 75mm

Der Grundgedanke des Filters basiert auf der Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit sehr gering ist, dass ein rauschender Bildpunkt mehrfach hintereinander die Relevanzhöhe überschreitet. Eine einfache Umsetzung wäre beispielsweise, dass ein Bildpunkt erst dann als relevanter Punkt akzeptiert wird, wenn er mindestens zweimal hintereinander erscheint.

Bei genauer Betrachtung muss berücksichtigt werden, dass es zwei unterschiedliche Gründe für die Entstehung von Rauschen gibt. Während in Abbildung 4.15 (a) das Rauschen durch Schwankungen der Messwerte in z-Richtung entsteht, wird es bei (b) durch ein Mangel an Messwerten hervorgerufen. Ziel ist es einerseits das Rauschen zu unterdrücken (a) und andererseits relevante Messwerte zu erkennen und diese zu stabilisieren.

Mehrere Parameter spielen hierbei eine Rolle. Zum einen wird ein Bildpunkt dann berücksichtigt, wenn er mindestens n Mal hintereinander die Relevanzhöhe überschreitet. Diese Mindestanzahl n wird im Folgenden Erscheinungsgrenze genannt. Zu berücksichtigen ist jedoch: Je höher die Erscheinungsgrenze angesetzt wird, desto länger dauert es, bis der Messwert als relevanter Messwert akzeptiert wird. Bei sich bewegenden Objekten kann dieser Umstand zu Problemen führen.
Zum anderen wird als Parameter die Steigungsrate eingeführt. Bis jetzt wurde davon ausgegangen, dass ein Zähler um eins erhöht wird, sobald eine Messung positiv ausfällt. Denkbar ist jedoch auch eine Erhöhung des Zählers um einen Wert größer eins. Je größer der Wert der Steigungsrate, desto schneller wird die Erscheinungsgrenze erreicht (siehe Abbildung 4.16).
Das Pendant zur Steigungsrate ist die Senkungsrate welche beschreibt, um welchen Wert der Zähler reduziert wird, falls die Relevanzhöhe unterschritten wird. Es hat sich herausgestellt, dass das Verhältnis zwischen Steigungsrate und Senkungsrate einen großen Einfluss auf das Ergebnis der Eliminierung bzw. Stabilisierung hat. Aus diesem Grund wird folgend die Senkungsrate unverändert bei eins liegen und nur die Steigungsrate variiert.
Der letzte Parameter, der zur Beschreibung der Rauschbehandlung herangezogen wird ist die Obergrenze. Sie beschreibt die Grenze, ab der der Zähler nicht mehr erhöht wird. Diese muss nicht zwingen der Erscheinungsgrenze entsprechen. Liegt die Obergrenze deutlich über der Erscheinungsgrenze und beträgt die Senkungsrate eins, muss die Relevanzhöhe mehrere Male hintereinander unterschritten werden, bis der Bildpunkt irrelevant wird. Eine größere Differenz zwischen Erscheinungsgrenze und Obergrenze unterstützt einerseits die Stabilisierung, führt andererseits aber auch zu einer Verzögerung bei der Erkennung von Objekten.
In Abbildung 4.16 sind die Zusammenhänge der einzelnen Parameter schematisch dargestellt. Erscheint ein Messwert zweimal hintereinander, erreicht

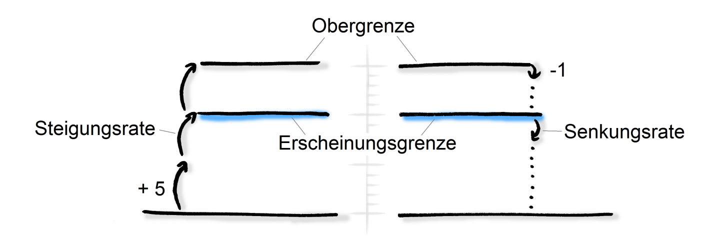


Abbildung 4.16: Rauschunterdrückungsparameter

der Zähler die Erscheinungsgrenze und wird relevant. Erscheint er ein drittes Mal, ist die Obergrenze erreicht. Verschwindet ein Objekt, bzw. wird die Relevanzhöhe in den nachfolgenden Messungen nicht überschritten, sinkt der Zähler wieder, unterschreitet nach sechs Messungen die Erscheinungsgrenze und wird irrelevant. Zusammengefasst kann gesagt werden, dass ein zu einem Objekt gehörender Messwert schnell sichtbar und relevant wird aber nur langsam wieder verschwindet.
Nachdem die einzelnen Parameter erläutert wurden, wird folgend beschrieben, von welchen Faktoren die Parameter abhängig sind und wie sie festgelegt werden. Zwei Faktoren sind bei der Festlegung der Parameter ausschlaggebend, die Rauschdichte (siehe Abschnitt 4.1.6) und die Latenz (siehe Abschnitt 4.1.8). Während die Rauschdichte beschreibt, wie häufig ein Messwert an einer bestimmten Stelle die Relevanzhöhe überschreitet, beschreibt die Latenz die Zeit die vergeht, bis ein relevanter Punkt tatsächlich weiterverarbeitet wird. Aus Abschnitt 4.1.6 geht hervor, dass in einem ungünstigen Fall eine durch Rauschen hervorgerufene Relevanzhöhenüberschreitung alle 26 Bilder vorkommen kann. Hieraus lässt sich ableiten, dass die Steigungsrate nicht größer oder gleich 26 sein darf, soll das Rauschen unterdrückt werden. Für eine Stabilisierung möglichst vieler Messwerte, sollte das Verhältnis jedoch möglichst nahe an der Rauschdichte liegen, da relevante Überschreitungen möglichst lange bestehen sollen.

Abhängig von der Rauschdichte ist auch die Differenz zwischen der Obergrenze und der Erscheinungsgrenze. Damit ein Messwert dauerhaft relevant bleibt, muss die Differenz größer sein, als das Verhältnis von Steigungsrate zu Senkungsrate. Die Erscheinungsgrenze in Kombination mit der Steigungsrate beeinflussen wiederum die Latenz. Der exakte Einfluss der Parameter auf die Latenz wird im folgenden Kapitel erläutert.

Zusammengefasst kann gesagt werden, dass mittels eines heuristischen Verfahrens eine situationsabhängige Rauschunterdrückung bzw. Messwertstabilisierung umgesetzt werden konnte. Die relevanten Parameter sind:

- die Steigungsrate,
- die Senkungsrate,
- die Erscheinungsgrenze und
- die Obergrenze.

Eingestellt werden sollte die Rauschverarbeitung nach folgenden heuristischen Regeln:

- Die Steigungsrate darf nicht größer oder gleich der Rauschdichte sein, da sonst rauschende Pixel zu Objekten gezählt werden.
- Die Steigungsrate sollte so groß wie möglich gewählt werden, um schlecht sichtbare Objekte zu stabilisieren.
- Die Differenz zwischen der Erscheinungsgrenze und der Obergrenze sollte mindestens so groß sein, wie die Steigungsrate.
- Die Erscheinungsgrenze in Kombination mit der Steigungsrate sollten so gewählt werden, dass ein neues Objekt möglichst schnell sichtbar wird.

4.1.8 Latenz

Die Gesamtlatenz beschreibt die Zeit, die vergeht, bis ein Objekt vom System zum ersten Mal erkannt wird. Sie setzt sich aus den folgenden einzelnen Latenzen zusammen:

- Bildrate,
- Datenverarbeitung Sensor,
- Rauschkorrektur,
- Datenübertragung,
- Datenverarbeitung FTF.

Die Latenzen werden in zwei unterschiedliche Kategorien unterteilt. Im ersten Fall sind die Latenzen voneinander unabhängig und können empirisch bestimmt werden. Hier ordnen sich die Bildrate, die Datenverarbeitung und die Datenübertragung ein. Im zweiten Fall gibt es eine Abhängigkeit zwischen den einzelnen Latenzen. So ist die Latenz der Rauschunterdrückung von der Bildrate und der Geschwindigkeit des untersuchten Objekts abhängig.

Die Gesamtlatenz hat einen direkten Einfluss auf die Positionsbestimmung eines sich bewegenden Objektes und darf nicht beliebig hoch sein. Je schneller sich das Objekt bewegt, desto größer wird der Positionierfehler bei gleichbleibender Latenz. Bei gegebener Positioniertoleranz und Latenz muss dementsprechend die Geschwindigkeit angepasst werden. Damit die maximal mögliche Gesamtlatenz bestimmt werden kann, werden zuvor einige Annahmen getroffen.

Zu Beginn wurde der maximale Positionierfehler definiert, der auftreten darf. Dieser wird bei der Navigation berücksichtigt, indem ein Abstand zu anderen Objekten von mindestens der zweifachen Größe des Positionierfehler eingehalten werden muss, um eine Kollision zu vermeiden. Schätzungen, die auf vorab durchgeführten Auswertungen basieren, ergeben, dass von einer Latenz bei der Rauschunterdrückung von 0,2 Sekunden und einer Ge-

samtlatenz von 0,45 Sekunden ausgegangen werden sollte (siehe Abschnitt 7.3).
Gemäß der Formel v = s/t ergibt sich bei einer Geschwindigkeit von 0,5 m/s ein Positionierfehler von 0,225 m.
Die Latenz bzw. der Positionierfehler durch die Rauschkorrektur kann auf zwei unterschiedliche Einflüsse zurückgeführt werden:

- Latenz beim Erscheinen eines Objektes,
- Latenz bis zum Verschwinden eines Objektes.

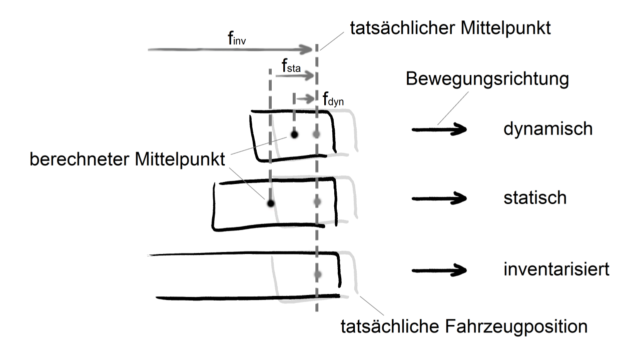


Abbildung 4.17: Darstellung der Positionierfehler im Vergleich zur tatsächlichen Position: (von oben nach unten) tatsächliche Position, Objekt erscheint und verschwindet ein Bild später, Objekt erscheint ein Bild später und verschwindet 5 Bilder später, Objekt erscheint ein Bild später und verschwindet erst sehr spät.

Der entstehende Fehler, hervorgerufen durch ein verspätetes Erscheinen oder Verschwinden eines sich bewegenden Objektes ist in Abbildung 4.17 dargestellt. Abhängig von der Steigungsrate erscheint das Objekt erst nach einer bestimmten Anzahl an Bildern. Dieses späte Erscheinen führt dazu, dass die berechnete Mittelpunktposition der tatsächlichen Position hinterher „hinkt“. Der selbe Effekt tritt auch beim Verschwinden eines Objektes

auf. Abhängig davon wie hoch die Obergrenze und die Senkungsrate gewählt werden, dauert es einige Bilder, bis das Objekt wieder verschwindet, obwohl das tatsächliche Objekt schon verschwunden ist. Die Auswirkungen dieser Verzögerungen auf den Positionierfehler sind in Abbildung 4.17 für die drei Zustände dynamisch f_{dyn}, f_{stn} und f_{inv} dargestellt. Es wird immer davon ausgegangen was passiert, bewegt sich ein dynamisches Objekt, oder setzt sich ein statisches oder inventarisierten Objekt in Bewegung. Bei einem inventarisierten Objekt kann der Fehler sehr groß werden, da das Verschwinden nur sehr langsam von statten geht.

4.1.9 Zusammenfassung Kamerainitialisierung

Das Ziel der Kamerainitialisierung war es, äußere Einflüsse zu kompensieren und die von der Tiefenbildkamera gelieferten Messwerte zu bereinigen. Über die Bereinigung hinaus konnten Bereiche, die auf Grund einer großen Anzahl an Fehlmessungen leiden, hervorgehoben werden.
Abbildung 4.18 zeigt eine Gegenüberstellung der Ursprungsdaten in Form einer Momentaufnahme (links) und der über mehrere Bilder hinweg überarbeiteten Daten (rechts). Zur Bereinigung beigetragen hat der Neigungsausgleich, das Entfernen der Bodenebene und die Rauschunterdrückung bzw. Rauschstabilisierung. Obwohl die einzelnen Objekte nach der Bearbeitung einerseits deutlich besser zu erkennen sind und das Rauschen stark reduziert werden konnte, treten immer weiterhin fehlerhafte Messungen auf. Diese werden im folgenden Kapitel mit Hilfe der Segmentierung neutralisiert.

4.2 Segmentierung und Transformation

Die Segmentierung ist ein Teilgebiet der digitalen Bildverarbeitung und dient der Erzeugung zusammenhängender Bereiche durch die Zusammenfassung benachbarter Bildpunkte. Ziel ist es, möglichst schnell zusammenhängende Bereiche mit einer bestimmten Mindestgröße zu erkennen. Diese

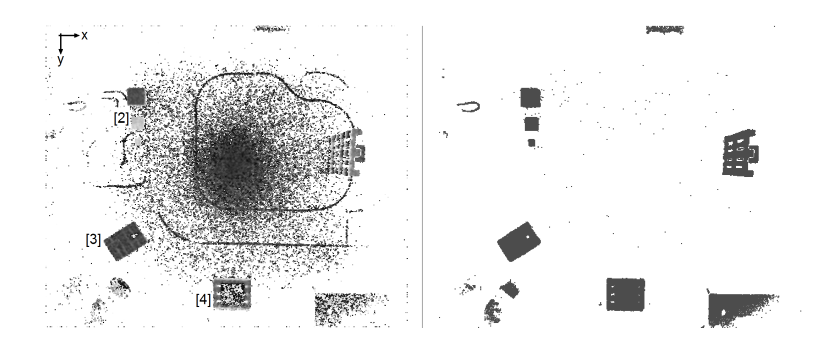


Abbildung 4.18: Gegenüberstellung der ursprünglichen Kameradaten eines Bildes links und der über mehrere Bilder hinweg gemittelten Daten rechts.

werden in Abbildung 4.19 als grüne Bereiche dargestellt. Bereiche, die die Mindestgröße nicht erreichen, werden im weiteren Prozess nicht weiter berücksichtigt. Fehlerhafte Messwerte können auf diese Weise herausgefiltert werden, so dass nur noch die relevanten Daten übrig bleiben. Abhängig vom Abstand der Kamera zum Boden und von der Auflösung der Kamera, kann die minimale Größe von Objekten, die noch erkannt werden, stark variieren.
Mit Hilfe der Transformation werden die einzelnen Bildpunkte vom ursprünglichen Pixel-Koordinatensystem in ein metrisches Koordinatensystem umgerechnet.

4.2.1 Segmentierung

Da gängige Segmentierungsalgorithmen auf die Auswertung von Bildern ausgelegt sind, können einige Ansätze übernommen werden. Nach Bhosle und Pawar kann der Segmentierungsprozess in sieben Stufen unterteilt werden [3]:

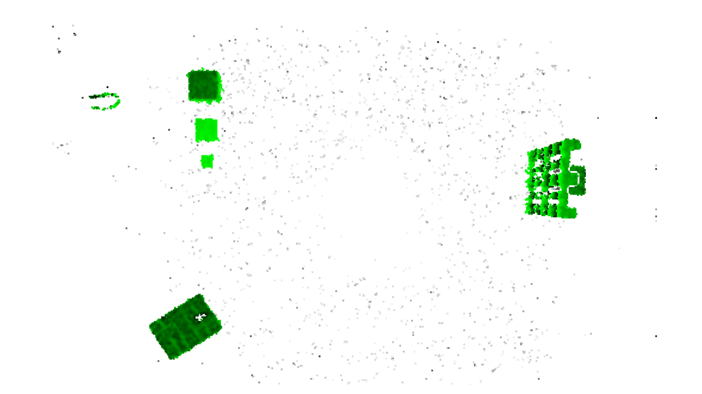


Abbildung 4.19: Ziel der Segmentierung ist es, alle relevanten Objekte (grün) zu erkennen, und Rauschen (grau) herauszufiltern

1. Auslesen des Bildes aus der Datenbank,
2. Farbbild in Graustufenbild umwandeln,
3. Filter auf das Bild anwenden,
4. Bereiche extrahieren,
5. Segmentiertes Bild darstellen,
6. Schritt drei wiederholen, falls Segmentierung missglückt,
7. In Datenbank abspeichern.

Im Falle der hier durchgeführten Datenverarbeitung, müssen nicht alle Stufen angewendet werden. So ist das Auslesen des Bildes aus der Datenbank hinfällig (Punkt 1), da das Bild bzw. die Entfernungsmatrix in Echtzeit, ohne Zwischenspeicherung auf der Festplatte, direkt verarbeitet wird. Auch nach der Segmentierung (Punkt 7) werden die Ergebnisse nicht gespeichert, sondern direkt weiterverarbeitet und anschließend verworfen. Da es sich bei dem Tiefenbild nicht um ein Farbbild handelt, ist auch eine Umwandlung in ein Graustufenbild hinfällig. Auch wird das segmentierte Bild nur zu Testzwecken, jedoch nicht im normalen Betrieb dargestellt. Aus diesen Gründen wurden nur die Stufen 3 und 4 behandelt.

Das Filtern der Daten wurde bereits in den voran gegangenen Kapiteln beschrieben. Unter anderen finden mehrere Filter Anwendung, wie zum Beispiel die Rauschunterdrückung oder das Entfernen des Boden mittels der Thresholding-Methode [27].
Das Hauptaugenmerk liegt auf der Extraktion der einzelnen Bereiche. Da jeder einzelne Bildpunkt untersucht und zugewiesen werden muss, ist die Extraktion sehr rechenaufwändig, weshalb ein Kriterium ist die Extraktion möglichst einfach zu gestalten.

4.2.2 Eigener Extraktionsansatz

Bei der Entwicklung des Extraktionsansatzes müssen zwei Randbedingungen erfüllt werden:

- Hohe Geschwindigkeit - wenig Zugriffe auf einzelne Bildpunkte und
- Leerstellen müssen mit einbezogen werden.

Bei der Extraktion wird bei jedem einzelnen Bildpunkt überprüft, welchem Objekt er zugeordnet werden kann. Eine solche Zuordnung kann auf unterschiedliche Weise umgesetzt werden. So werden bei dem so genannten „One-Pass-Filter“ von Rosenfeld die einzelnen Bildpunkte bei nur einem Durchgang zeilenweise in einzelne, kleine, separate Gruppen eingeteilt, die im Anschluss zu ganzen Segmenten zusammengesetzt werden [26]. Ein Nachteil ist jedoch, dass Leerstellen, d.h. Bereiche innerhalb eines Objektes ohne Messwerte, bei diesem Ansatz nicht mit integriert werden. Dies kann zu einem Versatz des Flächenschwerpunktes führen (siehe Abbildung 4.20). Eine Integration der Leerstellen ist jedoch wichtig, da ohne sie Fehler bei der Bestimmung der Position entstehen können. Fehlmessungen können auf Grund von starkem Rauschen oder stark reflektierenden Oberflächen auftreten. Der in Abbildung 4.20 dargestellte Versatz des Mittelpunktes, ist auf eine auf dem Fahrzeug montierte, reflektierende Oberfläche zurück zu führen. Das weiße Kreuz beschreibt die Position des Mittelpunktes wenn das

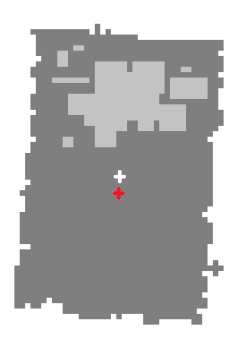


Abbildung 4.20: Das rote Kreuz stellt den Flächenschwerpunkt des Objektes dar, wenn dieses nicht aufgefüllt ist, d.h. wenn die hellgrau hinterlegten Bereiche nicht in die Schwerpunktberechnung eingeflossen sind. Werden die hellgrauen Bereiche berücksichtigt, verschiebt sich der Flächenschwerpunkt, dargestellt durch das weiße Kreuz.

Fahrzeug keine Leerstellen aufweist, während das rote Kreuz die Position markiert, die ermittelt wird, wenn Leerstellen nicht aufgefüllt werden. Gemäß der Annahme, dass Fahrzeuge keine Löcher aufweisen, wird davon ausgegangen, dass es sich bei den vermeintlichen Leerstellen innerhalb eines Objektes um Fehlmessungen handelt.
Mit dem Ziel Leerstellen zu integrieren und den Berechnungsaufwand möglichst gering zu halten, wurde ein neuartiger Segmentierungsalgorithmus entwickelt und implementiert. Die Segmentierung erfolgt in fünf Schritten:

- Finden eines Objektes
- Bestimmung der Randpunkte des Objektes
- Charakterisierung der Randpunkte
- Auffüllen des Objektes
- Überprüfen des Objektes

Gefunden wird ein Objekt, indem Zeile für Zeile von links nach rechts und von oben nach unten nach relevanten Bildpunkten gesucht wird (siehe Abbildung 4.21 (1a)). Der erste gefundene Bildpunkt ist in Abbildung 4.21 (1) als blauer Punkt markiert. Ist ein Objekt gefunden, wird willkürlich eine

Identifikationsnummer festgelegt. Bei der nachfolgenden Randpunktsuche (siehe Abbildung 4.21 (2)) wird die ID auf jeden weiteren Punkt übertragen, bis das Objekt einmal komplett umrundet wurde. Am Startpunkt angekommen, wird die Extraktion des gefundenen Objektes unterbrochen und die Datenmatrix, gemäß Abbildung 4.21 (3b), zeilenweise weiter nach Objekten durchsucht. Trifft der Algorithmus bei seiner Suche auf einen Randpunkt dem schon eine ID zugewiesen wurde, wird diese auf jeden weiteren Bildpunkt in Suchrichtung übertragen, siehe Abbildung 4.21 (4). Hierdurch wird die Zeile so lange ausgefüllt, bis ein weitere Randpunkt den Prozess beendet und das Auffüllen unterbrochen wird. Die zeilenweise Suche nach Objekten wird fortgesetzt.

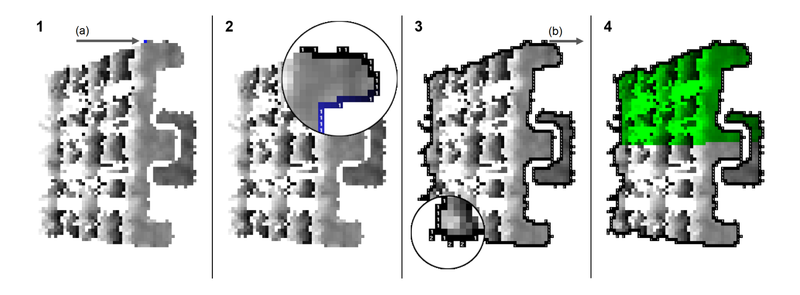


Abbildung 4.21: Erklärung des Segmentierungsansatzes. Als erstes wird das Objekt gefunden, anschließend werden die Randpunkte gesucht und die Art der Randpunkte bestimmet. Abschließend wird das Objekt aufgefüllt.

Neben der Identität besitzt jeder Randpunkt eine weitere Eigenschaft, die für das spätere Auffüllen wichtig ist. Dabei handelt es sich um die Anzahl, wie häufig ein Punkt bei einer Suchumrundung durchlaufen wurde. Im Idealfall folgt ein Randpunkt dem anderen, bis das Objekt einmal komplett umrundet wurde und man wieder am Startpunkt angekommen ist. Jeder Randpunkt würde nur einmal gefunden werden. Dennoch kann die Suche in Sackgassen führen, so dass ein Randpunkt auf dem Rückweg ein zweites Mal gefunden

wird (siehe Abbildung 4.21 (3) im vergrößerten Bereich). Ein Auffüllen des Objektes gemäß Abbildung 4.21 (4) führt an einer solchen Stelle dazu, dass Bereiche aufgefüllt würden, die außerhalb des Objektes liegen. Dieser Effekt tritt auf Grund der zeilenweisen Suche ausschließlich bei Sackgassen in vertikaler Richtung auf, weshalb diese gesondert betrachtet werden müssen. Der Ablauf sieht dabei wie folgt aus: Zu Beginn ist der Zähler auf Null gesetzt und wird um „eins“ erhöht, sobald ein Randpunkt in vertikaler Richtung einmal durchlaufen wird. Dies geschieht, wenn er das erste Mal erkannt wurde. Im Falle eines zweifachen Durchlaufens wird der Zähler wiederum um „eins“ erhöht und erhält den Wert „zwei“.
Stößt der Algorithmus anschließend bei der Objektsuche auf einen bereits zugewiesenen Randpunkt mit dem Zähler „eins“, wird die Matrix in horizontaler Richtung aufgefüllt, bis ein weiterer Randpunkt mit einer „eins“ gefunden wird. Trifft er jedoch auf einen Punkt mit dem Zähler „zwei“ findet kein Auffüllen statt und die Suche nach weiteren Objekten wird in horizontaler Richtung fortgesetzt. Beim Auffüllen selbst wird jeder Position, unabhängig vom Messwert, die Identität des anfänglichen Randpunktes zugewiesen und somit dem Bereich zugeordnet.

Sind alle Objekte gefunden, werden diese ein weiteres Mal gefiltert indem sie auf ihre Größe hin untersucht wird. Damit ein gefundenes Objekt im folgenden Prozess mitgeführt wird, muss es eine Mindestgröße aufweisen. Durch die Festlegung einer Minimalgröße, können Objekte, die auf rauschenden Messwerten basieren, ausgeschlossen werden. In Abbildung 4.22 ist ein Vergleich zwischen den Objekten vor der Segmentierung und nach der Segmentierung dargestellt. Es ist zu erkennen, dass das Rauschen vollständig entfernt und Leerstellen innerhalb der Objekte aufgefüllt wurden.

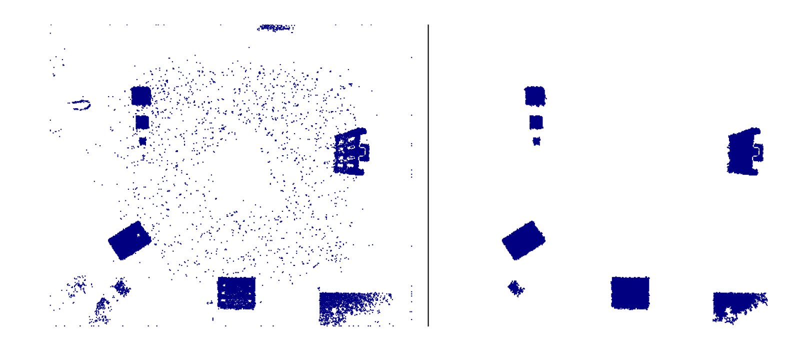


Abbildung 4.22: Vergleich der Bildpunkte und der Objekte vor- (links) und nach (rechts) der Segmentierung

4.2.3 Objektspezifische Rauschstabilisierung

Die objektspezifische Rauschstabilisierung basiert auf der in Abschnitt 4.1.7 vorgestellten Rauschunterdrückung und stellt eine Weiterentwicklung dar. Ziel ist es mit Hilfe objektspezifischer Parameter einzelne Objekte noch besser hervor zu heben, von deren Status.
Insgesamt werden die Objekte in drei unterschiedliche Stadien unterteilt (siehe Abschnitt 5.2). Diese sind abhängig von der Geschwindigkeit, mit der sich ein Objekt bewegt oder in Zukunft bewegen wird. Je nach Status ändern sich die Parameter für die Rauschunterdrückung bzw. Rauschstabilisierung:

- dynamisch,
- statisch,
- inventarisiert.

„Dynamisch“ beschreibt alle Objekte bei denen eine Bewegung ermittelt wurde. Wichtig ist, die durch die Bewegung hervorgerufene Latenz und somit den Positionsfehler (siehe Abschnitt 4.1.8) gering zu halten.
Der Status „statisch“ wird allen Objekten zugewiesen, die sich aktuell nicht bewegen, bei denen aber damit gerechnet werden muss, dass sie sich jederzeit wieder in Bewegung setzen. Bei einem statischen Objekt spielt die

Bewegungslatenz keine Rolle. Trotzdem darf sie nicht beliebig groß sein um eine Bewegung rechtzeitig zu detektieren.
„Inventarisierte“ Objekte wurden extern von einer Person als solche deklariert und nicht automatisch. Es wird davon ausgegangen, dass sich inventarisierte Objekte auch über einen längeren Zeitraum nicht bewegen werden. Darüber hinaus können sie auch nur durch eine Person wieder deinventarisiert werden. Solange ein Objekt als Inventar deklariert ist, bleibt es an derselben Stelle verankert und behält auf Dauer seine Form.
Die einzelnen Parameter werden abhängig von der Geschwindigkeit des Objektes und der daraus resultierenden Latenz in Abschnitt 4.1.7 festgelegt. Die Position bzw. die Form eines Objektes, welches sich bewegt, sollte möglichst aktuell sein, um Kollisionen mit anderen Objekten zu vermeiden. Aus diesem Grund sollte die Erscheinungsgrenze bei neuem Erscheinen, als auch beim Verschwinden möglichst schnell über- bzw. unterschritten werden.

Tabelle 4.2: Gewichtungstabelle der Globalen Lokalisierung.

	Steigungsrate	**Senkungsrate**	**Relevanzgrenze**	**Obergrenze**	**Positionsfehler bei 1 m/s**
dynamisch	1	1	2	3	8,67 cm
statisch	5	1	10	15	15,17 cm
statisch	5	1	50	100	

Statische Objekte bewegen sich aktuell nicht, können aber zu jeder Zeit in den dynamischen Status übergehen. Solange sich das Objekt nicht bewegt, kann die Aktualisierung vernachlässigt und die Rauschstabilisierung erhöht werden. Trotzdem muss immer damit gerechnet werden, dass sich das Objekt in Bewegung setzt. Ein Zusammenstoß mit einem anderen Objekt auf Grund mangelnder Informationen wird vermieden, indem die Erscheinungsgrenze genau so schnell erreicht wird, wie im dynamischen Zustand. Eine höhere Rauschstabilität wird dadurch erreicht, dass die Abklingzeit deutlich

erhöht angesetzt wird. Setzt sich das Objekt wieder in Gang, wird der Status automatisch auf „dynamisch“ gesetzt.
Von einer Person inventarisierte Objekte ändern ihre Position nicht, so lange sie nicht deinventarisiert wurden. Die Stabilisierung kann deshalb so hoch wie möglich eingestellt werden. Bei einer maximalen Restrauschdichte von 26 (siehe Abschnitt 4.1.6) entspricht dies einer Steigungsrate von 25 bei einer Senkungsrate von eins. Die Differenz zwischen Obergrenze und Erscheinungsgrenze kann beliebig hoch gewählt werden. In Tabelle 4.2 sind die einzelnen Parameter der jeweiligen Kategorien zusammengefasst.

In Abbildung 4.23 ist ein Vergleich dargestellt. Der obere Teil zeigt das Erscheinungsbild einiger Objekte vor der Rauschunterdrückung bzw. Rauschstabilisierung, während der untere Teil dieselben Objekte danach zeigt. Zu erkennen ist, dass ein zusätzliches Objekt vorhanden ist, welches zuvor nicht

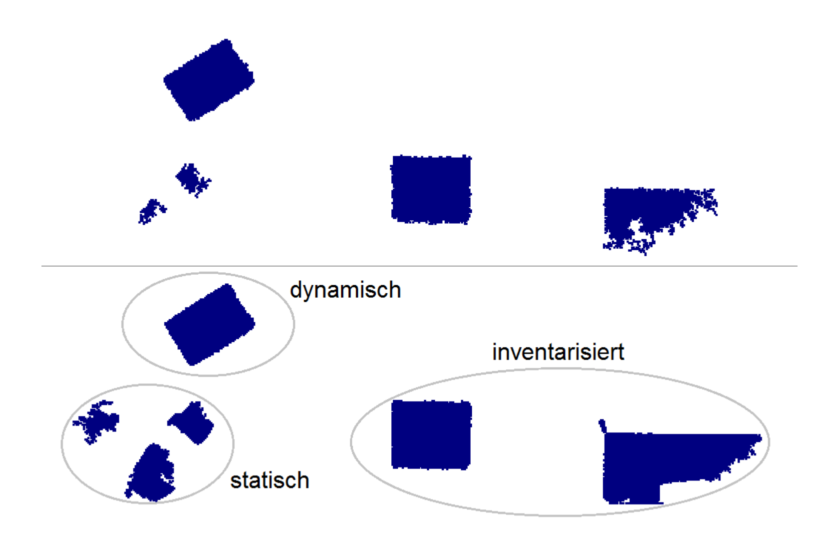


Abbildung 4.23: Vergleich zweier Ergebnisse, basierend auf der allgemeinen Rauschunterdrückung (oben), mit gleichen Parametern und der objektspezifischen Rauschunterdrückung (unten).

zu erkennen war. Von links nach rechts wurden die ersten vier Objekte als „dynamisch“ definiert, das mittlere als „statisch“ und das rechte als „inventarisiert“. Es ist zu erkennen, dass nicht nur ein weiteres Objekt sichtbar geworden ist, sondern dass das inventarisierte Objekt an Größe zugenommen hat und die Konturen deutlicher zu erkennen sind. Mit Hilfe der Methode der Rauschunterdrückung konnte also viel zur Stabilisierung und zur Verdeutlichung der Objekte beigetragen werden.

4.2.4 Transformation in Draufsicht

Die detektierten Objekte unterliegen einer perspektivischen Verzerrung, so dass die Position der dargestellten Bildpunkte nicht den tatsächlichen Positionen entsprechen. Die Darstellung ist von der Entfernung zum Kameralot und der Höhe des jeweiligen Bildpunktes abhängig. Die Position der einzelnen Punkte kann mit Hilfe einer Transformation in eine Draufsicht korrigiert und die Schatten der Objekte eliminiert.

Die geometrischen Zusammenhänge zwischen der Höhe, der Entfernung der Bildpunkte zum Lotfusspunkt der Kamera und der Kameraneigung sind in Abbildung 4.24 schematisch dargestellt. Ziel ist es, in Abhängigkeit dieser drei Größen, die projizierte Position x in die tatsächliche Position $\mathrm{x}_{\mathrm{neu}}$ zu transformieren.

Es gilt:

$$x_{\mathrm{neu}} = x - (\alpha - \beta) \cdot x_{\mathrm{n}}, \quad \text{wobei} \quad x_{\mathrm{n}} = \frac{512}{70,6^{\circ}} \quad ist. \tag{4.9}$$

Der Winkel α gibt den Winkel zwischen Kameralot und projizierter Position wieder, während β den Winkel zwischen Kameralot und tatsächlicher Position beschreibt. Der Winkel α lässt sich Hilfe der x-Koordinate berechnen. Jede Koordinate eines Bildpunktes des Tiefenbildes kann mit Hilfe ei-

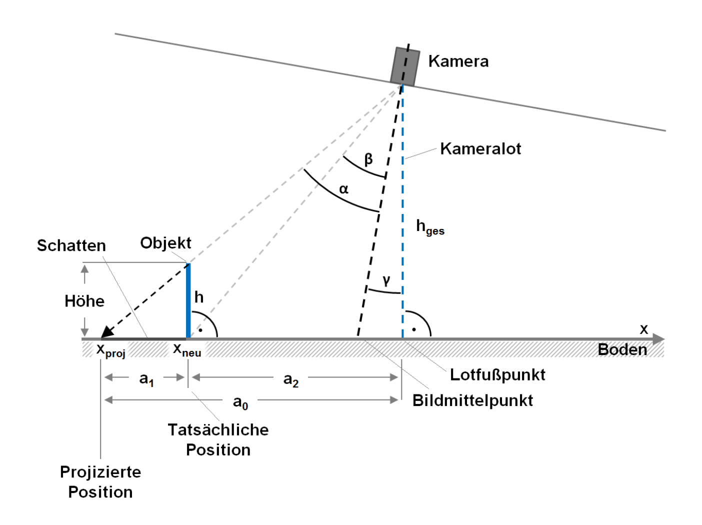


Abbildung 4.24: Schematische Darstellung der für die Transformation notwendigen Größen.

nes Winkels beschrieben werden. Bei einer horizontalen Auflösung von 512 Bildpunkten und einem horizontalen Sichtfeld von 70,6 ° entspricht 1 ° einem x_n von ungefähr 7,25 Bildpunkten. Daraus ergibt sich dass

$$\alpha = \frac{1}{x_n} \cdot \left(\frac{512}{2} - x \right) \quad \text{ist.} \tag{4.10}$$

Der Winkel β errechnet sich aus a_2, h_{ges} und dem Winkel γ, wobei h_{ges} die mittlere Entfernung zwischen der Tiefenbildkamera und dem Hallenboden in Metern und γ die Kameraneigung (siehe Abschnitt 4.1.2) in horizontaler Richtung wiedergibt:

$$\beta = tan(\frac{a_2}{h_{ges}}) - \gamma \quad \text{mit} \quad a_2 = a_0 - a_1 \tag{4.11}$$

Hier ist a_0 als Entfernung zwischen dem projizierten Bildpunkt und dem Lotfusspunkt und a_2 als Entfernung zwischen der tatsächlichen Position des

Bildpunktes und dem Lotfusspunkt jeweils in Meter. a_0 und a_1 lassen sich wie folgt berechnen:

$$a_0 = h_{\text{ges}} \cdot tan(\gamma + \alpha) \quad \text{und} \tag{4.12}$$

$$a_1 = h \cdot tan(\alpha + \gamma). \tag{4.13}$$

Die Höhe des Objektes wird durch h beschrieben und ist die Differenz zwischen dem aktuellen Entfernungsmesswert und h_{ges}.
Nachdem alle Positionen in der horizontalen Richtung korrigiert wurden, wird die äquivalente Vorgehensweise in der vertikalen Richtung durchgeführt. Hierfür muss die vertikale Auflösung bei der verwendeten Kamera auf 424 Bildpunkte und das Sichtfeld auf 60 ° angepasst werden.
In Abbildung 4.25 sind sowohl die ursprünglichen Bildpunkte in grau, als auch die transformierten Bildpunkte in rot dargestellt. Das hellgraue Kreuz im Zentrum markiert den Bildmittelpunkt während das dunkelgraue Kreuz für den Lotfusspunkt der Kamera steht.

4.2.5 Zusammenfassung Segmentierung und Transformation

In Abschnitt 4.2 wurde beschrieben, wie mit Hilfe eines eigens entwickelten Extraktionsansatzes die einzelnen Bildpunkte zu zusammenhängenden Objekten verbunden werden. Des weiteren wurde die in Abschnitt 4.1.7 vorgestellte Rauschunterdrückung bzw. Rauschstabilisierung erweitert und an unterschiedliche Zustände angepasst. Abschließend konnte eine Methode zur Transformation der projizierten Bildpunkte in eine Draufsicht vorgestellt werden.

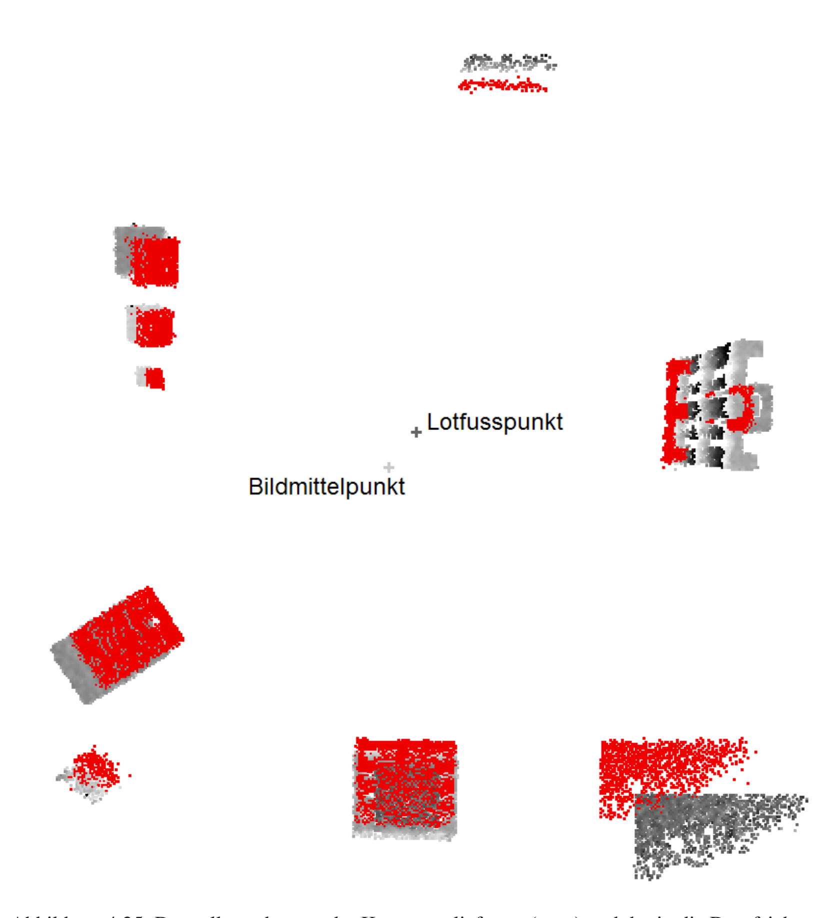


Abbildung 4.25: Darstellung der von der Kamera gelieferten (grau) und der in die Draufsicht transformierten Punkte (rot). Der Bildmittelpunkt ist in Form eines hellgrauen Kreuzes und der Lotfusspunkt in Form eines dunkelgrauen Kreuzes dargestellt.

5 Objekteigenschaften

Die Positionsbestimmung eines fahrerlosen Transportsystems mit Hilfe der kommunikationsgestützten Lokalisierung erfolgt über die Selbsterkennung anhand der externen Sensordaten und der daraus abgeleiteten Eigenschaften. Diese Eigenschaften aller Objekte werden mit Hilfe eines probabilistischen Ansatzes erhoben, ausgewertet und gewichtet. Zweck des Kapitels „Objekteigenschaften“ ist es, diese Eigenschaften anhand der in Kapitel 4 gefilterten und überarbeiteten Messwerte zu bestimmen. Folgend sind alle Eigenschaften aufgeführt, die vom Kamerasystem ermittelt und publiziert werden:

- ObjektID,
- Mittelpunkt / Position,
- Status,
- allgemeine Objektgeschwindigkeit,
- allgemeine Objektorientierung,
- maximale Höhe,
- durchschnittliche Höhe,
- minimale Höhe und
- Objektumriss / Form.

Neben den Eigenschaften des Kamerasystems gibt es weitere, die auf dem Fahrzeug selbst ermittelt werden. Als Basis dient einerseits die Form des Fahrzeuges und andererseits die Mittelpunktposition. Diese werden auf den Fahrzeugen weiter analysiert und um die Eigenschaften

- Umfang,
- Fläche,
- fahrzeugspezifische Geschwindigkeit und
- fahrzeugspezifische Orientierung,

erweitert. Zwecks einer besseren Unterscheidung wird zwischen allgemeinen, kinematischen und geometrischen Eigenschaften unterschieden.

5.1 Allgemein

Unter die Kategorie „allgemeine Eigenschaften“ fällt die ObjektID und der Status.

ObjektID

Die ObjektID ist eine eindeutige Identifikationsnummer, die Objekten vom Kamerasystem zugewiesen wird. Sie ist fortlaufend und wird an neu erschienene Objekte vergeben. Objekte, die bereits eine ID zugewiesen bekommen haben, behalten diese. Wird jedoch ein Objekt verdeckt, bzw. ist für das Kamerasysteme die Objektkontinuität nicht mehr gegeben, wird ihm bei erneutem Erscheinen eine neue ID zugewiesen.

Status

Der Status beschreibt den Zustand eines Objektes und ist in die drei Zustände „statisch“, „dynamisch“ und „inventarisiert“ unterteilt. Während die Zustände „statisch“ und „dynamisch“ von der Geschwindigkeit (siehe Abschnitt 5.2) des Objektes abhängig sind, wird der Status „inventarisiert“ manuell festgelegt. Die Inventarisierung kann nur von einem Menschen vorgenommen werden. Ist ein Objekt inventarisiert, ist es an den Status gebunden und kann nur von einer Person wieder deinventarisiert werden.

5.2 Trajektorie

Eigenschaften, die von der Position und der Bewegung eines Objektes abhängig sind, fallen in den Bereich Trajektorie.

Objektposition (Mittelpunkt)

Als Maß für die Position eines Objektes wurde der Flächenschwerpunkt, bzw. der Mittelpunkt gewählt. Die beiden Mittelpunktkoordinaten $(x_\mathrm{M}, y_\mathrm{M})$ ergeben sich aus dem arithmetischen Mittel aller relevanten $x^{(Obj)}$- bzw. $y^{(Obj)}$-Koordinaten der Bildpunkte eines Objektes. Die beiden Mittelpunktkoordinaten lassen sich wie folgt beschreiben:

$$x_\mathrm{M} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_\mathrm{i}^{(Obj)}}{n}, \quad y_M = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_\mathrm{i}^{(Obj)}}{n} \quad . \tag{5.1}$$

In Abbildung 5.1 sind zwei Objekte dargestellt. Auf der linken Seite ist das Versuchsfahrzeug zu erkennen, während auf der rechten Seite eine aufrecht stehende Europoolpalette dargestellt ist. Während bei dem Fahrzeug die Position des Mittelpunktes, hier blau dargestellt, an der korrekten Stelle zu sein scheint, ist bei der Palette zu erkennen, dass es sich bei dessen Mittelpunkt, auf Grund der perspektivischen Verzerrung, mit großer Wahrscheinlichkeit nicht um den tatsächlichen Mittelpunkt handelt.
Damit die Plausibilität der Mittelpunktposition eingeschätzt werden kann, wurde auf dieselbe Weise auch der Mittelpunkt des in die Draufsicht transformierten Objektes bestimmt. Der Vergleich beider Mittelpunkte erlaubt eine Einschätzung von der Güte der Mittelpunktschätzung.

Mittelpunktgüte

Die Mittelpunktgüte ist ein Maß für die Genauigkeit, die eine Mittelpunktkoordinate aufweisen kann. Betrachtet man den angegebenen Mittelpunkt (hellblau) des transformierten Versuchsfahrzeuges in Abbildung 5.2, sieht

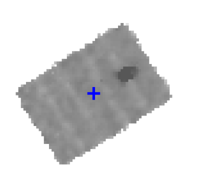
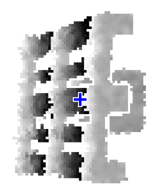



Abbildung 5.1: Darstellung der Mittelpunkte (blau) des FTF und der perspektivisch verzerrten, aufrecht stehenden Palette.

man, dass dieser mit großer Wahrscheinlichkeit der tatsächlichen Position entspricht, vorausgesetzt die Oberfläche des Fahrzeuges ist eben und es kommt zu keinen Abschattungen. Dennoch kann es sein, dass sich Teile des Fahrzeuges in dessen Schatten verbergen, so dass sie auf Grund der Kameraperspektive nicht gesehen werden können. Die projizierte Darstellung korrigiert diese Fehlermöglichkeit. Es kann mit großer Wahrscheinlichkeit davon ausgegangen werden, dass der tatsächliche Mittelpunkt zwischen dem transformierten und dem projizierten Mittelpunkt liegt. Dieser Bereich wird fortan Mittelpunktbereich genannt.

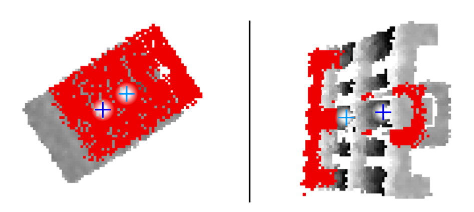


Abbildung 5.2: Darstellung der Mittelpunkte auf Basis der transformierten Draufsicht (hellblau) und auf Basis der projizierten Darstellung (blau) des FTF und der aufrecht stehenden Palette.

Trotzdem kann es passieren, dass sich der tatsächliche Mittelpunkt außerhalb des Mittelpunktbereiches befindet. Unter extremen geometrischen Randbedingungen, wie beispielsweise bei einer extremen Form der Tail-

lierung, kann es vorkommen, dass die tatsächliche Mittelpunktposition außerhalb des Mittelpunktbereiches liegt. Da dieser Umstand bei fahrerlosen Transportfahrzeugen nur in sehr seltenen Fällen auftritt, wird im weiteren Verlauf der Arbeit angenommen, dass Fahrzeuge keine ausgeprägte Taillierung aufweisen.

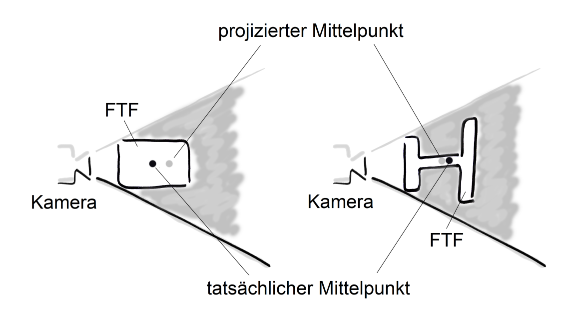


Abbildung 5.3: Skizzierte Darstellung eines Objektes ohne und mit starker Taillierung.

Feinpositionierung - FTF

Mit Hilfe der Mittelpunktgüte kann eine Aussage darüber getroffen werden, mit welchem Fehler bei der Bestimmung der tatsächlichen Position gerechnet werden muss. Bei normaler Fahrt ist die Positioniergenauigkeit ausreichend, da bei einer Kollisionsbetrachtung nicht der Mittelpunkt, sondern die Form des Fahrzeuges herangezogen wird. Sie ist jedoch nicht ausreichend, wenn ein exakter Punkt, beispielsweise eine Halteposition vor einer Übergabestelle, angefahren werden soll. Durch die Feinpositionierung kann die Genauigkeit der Position besser bestimmt werden, als mit der bereits vorgestellten Methode „Objektposition“ (siehe Abschnitt 5.2). Ein weiterer Unterschied ist, dass die Feinpositionierung auf dem Fahrzeug selbst durchgeführt wird und nicht auf der Sensoreinheit.
Umgesetzt wird die Feinpositionierung mit Hilfe eines Formvergleichs, ba-

sierend auf dem „interactive closest point“(ICP)-Algorithmus [19]. Die Feinpositionierung beruht auf dem Vergleich zweier Gruppen von Randpunkten (siehe Abschnitt 5.3) unter Verwendung der euklidschen Distanztransformation [11]. Eine Gruppe besteht aus den Randpunkten, die die tatsächliche Form des Fahrzeuges bestmöglich wiedergeben und im Fahrzeug hinterlegt sind. Die zweite Gruppe ist zusammengesetzt aus Randpunkten des FTF, die zu Beginn der Feinpositionierung vom Kamerasystem ermittelt werden. Durch einen Formvergleich dieser beider Gruppen kann die aktuelle Position ermittelt werden. Ist sowohl die Position des Fahrzeuges, als auch die Zielposition bekannt, wird eine Trajektorie berechnet, mit der das Fahrzeug auf kurze Distanz mit Hilfe odometrischer Führung die gewünschte Position anfährt.
Während die aktuellen Randpunkte aus den vom Kamerasystem kommunizierten Eigenschaften ausgelesen werden können, können die hinterlegten, möglichst formechten Randpunkte auf zweierlei Weisen ermittelt werden. Entweder kann die Form manuell hinterlegt werden, oder sie kann direkt aus der übermittelten aktuellen Formeigenschaft ausgelesen werden, wenn sich das Fahrzeug in einer guten Position befindet. Eine gute Position zeichnet sich dabei dadurch aus, dass der Einfluss der Höhe eines Fahrzeuges auf die perspektivische Verzerrung möglichst gering ist. Diese Position des Fahrzeuges befindet sich im Lotfusspunkt des Kamerasystems.
Da die Randpunkte in der Regel stark verrauscht sind, ist ein direkter Vergleich einzelner Punkte nicht möglich. Aus diesem Grund werden beide Formen grob übereinander gelegt, ausgerichtet und die Abweichung mit Hilfe der euklidschen Distanztransformation ermittelt. Anschließend wird versucht, den Fehler durch eine Position- und Rotationsänderung zu minimieren. Ist der Fehler minimal, kann eine präzise Aussage über die Position und die Orientierung getroffen werden.

Beispiel Formabgleich. Im folgenden Beispiel (siehe Abbildung 5.4) sollen zwei Objekte, dargestellt durch eine begrenzte Anzahl an Randpunkten,

so übereinandergelegt werden, dass es zu einer bestmöglichen Deckung kommt.

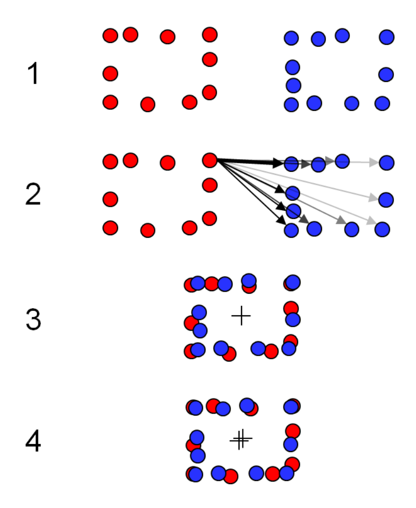


Abbildung 5.4: Zwei Formen werden miteinander verglichen, indem sie über die Mittelpunkte nah beieinander positioniert werden und anschließend mit Hilfe der euklidischen Distanztransformation die Position mit dem kleinsten Fehler gesucht wird.

Eines der Objekte (rot) wird fixiert, während das blaue verschoben werden kann. Damit eine Aussage über die Güte der Position getroffen werden kann, wird ein Maß für den Fehler benötigt. Dieser Fehler lässt sich aus dem Abstand berechnen, den ein roter Randpunkt zum nächstgelegenen blauen Randpunkt aufweist. Dieser Abstand wird für jeden der blauen Randpunkte ermittelt. Aus der Summe aller Entfernungen kann anschließend ein Rückschluss auf das Maß der Übereinstimmung gezogen werden. Gesucht ist die Position mit der kleinsten Summe aller Entfernungen. Eine Reduktion des Rechenaufwandes wird dadurch erreicht, dass zu Beginn die beiden Mittelpunkte der Objekte berechnet und die Objekte so übereinandergelegt werden, dass die Mittelpunkte deckungsgleich sind (siehe Abbildung 5.4

3). Da es schon eine grobe Überdeckung gibt, können die Objekte in geringerem Maße verschoben werden (siehe Abbildung 5.4, 4). Da für den Formabgleich die transformierten Randpunkte herangezogen werden, kann eine Skalierung durch die Entfernung ausgeschlossen werden.

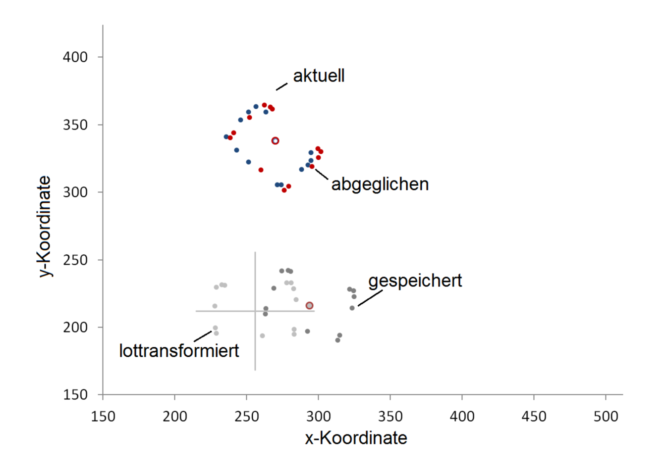


Abbildung 5.5: Überlagerung der gespeicherten und der aktuell sichtbaren Form

Zu Beginn wird versucht eine Position anzufahren, die möglichst nahe an das Kameralot heranführt. Um mögliche Fehler auszugleichen werden die Randpunkte ins Kameralot transformiert, ausgerichtet und lokal auf dem Fahrzeug gespeichert. Die eigentliche Feinpositionierung erfolgt durch den bereits beschriebenen Formabgleich. Die gespeicherten Randpunkte werden durch die blaue Punktwolke wiedergegeben, während die roten Punkte die Randpunkte der aktuellen Position repräsentieren. Bevor die Summe aller Entfernungen berechnet wird, werden die beiden Punktwolken übereinander gelegt und die Richtung der gespeicherten Randpunkte an die der aktuellen Position angeglichen.

Anschließend werden die gespeicherten Randpunkte entlang des Vektors,

welcher zwischen Kameralot und Mittelpunkt der aktuellen Position aufgezogen wird, bewegt und bei jedem Schritt die Formabweichung mittels der Methode der euklidschen Distanztransformation gemessen. Damit es zu keinen Richtungsfehler kommt, wird darüber hinaus auch der Verdrehwinkel bei jedem Schritt mehrfach angepasst indem es um den Mittelpunkt gedreht wird.
Eine Fehlerquelle die beim Formabgleich auftritt, sind die Abweichungen der Form auf Grund von perspektivischen Verzerrungen bzw. Verdeckungen. Es kann ein abgeschatteter Bereich entstehen, der zu einer Verfälschung der Form führen kann. Diese Verfälschung der Form tritt jedoch nur auf der von der Kamera abgewandten Seite eines Objektes auf.
Der Einfluss dieses Fehlers kann durch eine zusätzliche Gewichtung der Randpunkte minimiert werden. Die Gewichtung wurde wie folgt umgesetzt. Der Randpunkt, welcher dem Kameralot am nächsten ist, wird mit einer eins gewichtet, während der, der vom Kameralot am weitesten entfernt ist eine Gewichtung von null zugewiesen bekommt. Der Gewichtung aller anderen Punkte ist proportional zum Lotfusspunktabstand und erhält einen Wert zwischen null und eins. Vorläufige Tests haben ergeben, dass Punkte, deren Gewichtung kleiner 0,5 ist, bei der Berechnung des Fehlers nicht berücksichtigt werden sollten.
Am Ende wird die Verdrehung und der Versatz zur Feinpositionierung gewählt, bei der die Abweichung am geringsten war. Der Mittelpunkt kann nun für die Feinpositionierung verwendet werden.

Geschwindigkeitsermittlung

Die Geschwindigkeit ist eine wichtige Eigenschaft, die zur Selbstidentifikation genutzt werden kann. Die Ermittlung erfolgt, indem die transformierten Mittelpunktpositionen über mindestens zwei Bilder hinweg verglichen werden. Mit Hilfe des Gesetzes der gleichförmigen Bewegung

$$v = \frac{s}{t}, \tag{5.2}$$

mit s als zurückgelegte Strecke, basierend auf dem Abstand der beiden Mittelpunkte zueinander und t als die zugehörige Zeit, basierend auf der Bildrate, kann die Geschwindigkeit v berechnet werden. Eine Glättung der oftmals schwankenden Geschwindigkeitswerte erfolgt unter Zuhilfenahme der exponentiellen Glättung 1. Ordnung und sollte die Reaktionszeit nicht zu sehr verlängern. Da die Glättung individuell sehr stark von dem zu glättenden Objekt, dessen Fahrverhalten und Bewegungsabläufen abhängt, wird als Glättungsfaktor und als Vektorlänge ein sehr konservativer Wert gewählt. Für die Glättung wurde eine Gewichtung von α = 0,5 (siehe Abschnitt 7.1.2) und eine Vektorlänge von 5 Bildern gewählt. Die exakten, versuchs- und fahrzeugrelevanten Faktoren werden auf Basis ausführlicher Versuche in Abschnitt 7.4.4 ermittelt.

Richtungsbestimmung

Die Richtungsbestimmung basiert auf einem ähnlichen Prinzip wie die Geschwindigkeitsbestimmung. Über mindestens zwei Bilder hinweg wird auf Basis der transformierten Mittelpunktpositionen ein Vektor berechnet, normiert und leicht geglättet.
Die Glättung der oftmals schwankenden Richtungen erfolgt auch hier unter Zuhilfenahme einer exponentiellen Glättung 1. Ordnung. Da auch bei der Richtungsbestimmung bzw. der Orientierung die Glättung individuell sehr stark von dem zu glättenden Objekt, dessen Bewegungsverhalten und Bewegungsabläufen abhängt, werden ebenfalls sehr konservative Werte gewählt. So wurde α auf 0,5 (siehe Abschnitt 7.1.2) und die Vektorlänge auf 5 Bildern festgelegt. Die exakten, versuchs- und fahrzeugrelevanten Faktoren werden ebenfalls auf Basis ausführlicher Versuche in Abschnitt 7.4.4 ermittelt.

5.3 Geometrie

Die letzte der drei Eigenschaften bezieht sich auf die Geometrie der Objekte. Ziel ist es, die geometrischen Eigenschaften eines Objektes zu ermitteln, mit deren Hilfe eine spätere Identifizierung möglich ist.

Maximale Höhe

Unter der maximalen Höhe eines Objektes ist der höchste Punkt zu verstehen, den ein Objekt aufweist. Die Ermittlung der maximalen Höhe findet noch während der Segmentierung statt. Bei der Segmentierung werden die einzelnen Bildpunkt nicht nur auf Zusammengehörigkeit untersucht, sondern es wird gleichzeitig auch nach den Messwerten gesucht, die die größte Entfernung zur Bodenebene aufweisen.
Gesucht wird nach den höchsten Punkten. Da es häufig zu Ausreißern auf Grund von Fehlmessungen kommt und diese naturgemäß die höchsten Punkte betreffen, werden die höchsten drei Messwerte präventiv herausgefiltert, um einer Verfälschung des Ergebnisses vorzubeugen. Der Wert drei wurde gewählt, da oftmals ein oder zwei Ausreißern beobachtet werden konnten. Um die Sicherheit noch ein wenig zu erhöhen wurde die Grenze auf drei festgelegt. Die maximale Höhe wird anschließend ermittelt, indem aus mehreren verbleibenden Messwerten mit einer, im Vergleich zu den restlichen Messwerten, großen Höhe der Mittelwert gebildet wird. Experimentell konnte ermittelt werden, dass das Herausfiltern der höchsten drei Messwerte und eine Mittlung über zehn Messwerte zu Ergebnissen führen, die die tatsächliche maximale Höhe mit geringen Schwankungen wiedergeben.

Durchschnittliche Höhe

Die durchschnittliche Höhe wird, wie die maximale Höhe, schon während der Segmentierung ermittelt. Sie wird errechnet, indem über alle Bildpunkte

eines Objektes das arithmetische Mittel gebildet wird. Da die durchschnittliche Höhe, im Gegensatz zur maximalen Höhe, bei sich bewegenden Objekten auf Grund perspektivischer Verzerrungen deutlich größeren Schwankungen unterliegt, wird sie im weiteren Prozess nicht weiter berücksichtigt.

Minimale Höhe

Die minimale Höhe wird auf die selbe Weise ermittelt wie die maximale Höhe. Der Unterschied ist, dass nicht nach den zehn größten Höhen gesucht wird, sondern nach den zehn kleinsten. Auch die minimale Höhe wird im weiteren Prozess nicht weiter berücksichtigt, da sie keinen Einfluss auf die Selbstidentifikation hat. Bei Fahrzeugen ohne überhängende Teile sind entweder die Reifen oder das Chassis zu sehen, die bis zum oder knapp über den Boden reichen. Aus diesem Grund weisen sie eine Höhe nahe Null auf, solange sie sich nicht im Kameralot befinden.
In Sonderfällen kann das Wissen um die minimale Höhe jedoch sehr hilfreich sein. So kann beispielsweise der niedrigste Punkt, der an einem Kran befindlichen Traglast abgeschätzt und die Ladung vorsichtig am Boden abgesetzt werden.
In Abbildung 5.6 sind einige Objekte inklusive der ermittelten Höhen grafisch dargestellt.

Fläche - FTF

Das Attribut Fläche gibt den Flächeninhalt des projizierten Objektes wieder und die Berechnung erfolgt auf dem Fahrzeug. Berechnet wird die Fläche A anhand der Eckpunkte der abstrahierten Form, unter Verwendung der Gaußschen Dreiecksformel [35].

$$A = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot (y_{i+1} - y_{i-1}) \tag{5.3}$$

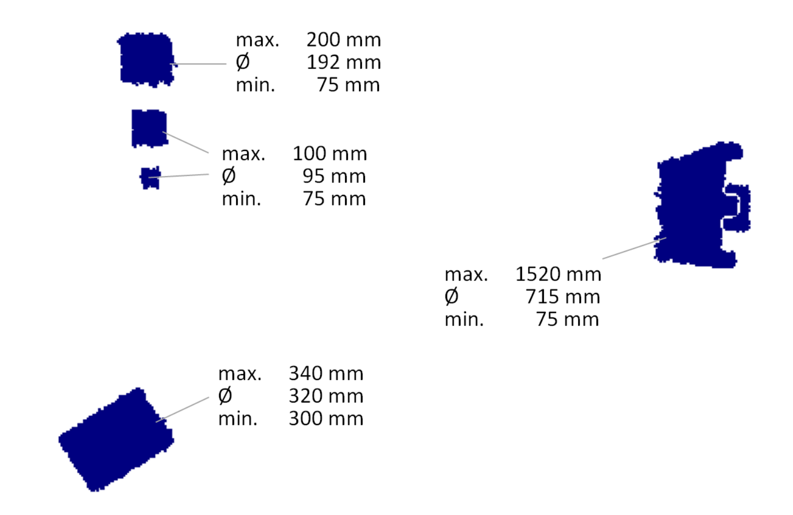


Abbildung 5.6: Höhenprofil inklusive maximaler, durchschnittlicher und minimaler Höhen

Umfang - FTF

Die Eigenschaft Umfang gibt den Objektumfang eines Objektes an. Die Berechnung wird auf dem Fahrzeug ausgeführt und basiert, wie auch die Flächenberechnung, auf der abstrahierten Form. Die Ermittlung des Umfangs U erfolgt auf Basis des Satzes des Pythagoras.

$$U = \sum_{i=1}^{n} \sqrt{(x_{n+i} - x_n)^2 + (y_{n+i} - y_n)^2} \tag{5.4}$$

Form und Formabstraktion

Die Form der Objekte spielt bei der Feinpositionierung als auch bei der Hindernisumfahrung eine wichtige Rolle. Neben dem Mittelpunkt eines Objektes ist das Wissen um die Form für eine erfolgreich Hindernisumfahrung essentiell. Nur wenn die geometrischen Maße bekannt sind, kann ein Objekt in angemessenem Abstand umfahren werden.

Eine Übertragung aller Randpunkte eines Objektes hätte jedoch zur Folge, dass eine unnötig hohe Anzahl an Daten über die Kommunikation übertragen werden müssten. Die Untersuchung der Länge einer Nachricht, die alle notwendigen Eigenschaften für eine Selbstidentifikation enthält, hat ergeben, dass die Form bei der Nachrichtenlänge eine entscheidende Rolle spielt.
Die Auswertung mehrerer Messreihen ergab, dass das Versuchsfahrzeug, bei der verwendeten Kamera und bei der gegebenen Installationshöhe, durchschnittlich über ungefähr 230 Randpunkte verfügt. Berücksichtigt man, dass ein Randpunkt sowohl in seiner ursprünglichen als auch in seiner Transformierten Form übertragen wird und jeder Messwert aus einer ganzzahligen x-, y- und z-Koordinate inklusive Trennzeichen besteht, setzt sich die Eigenschaft Form aus ca. 5250 Zeichen zusammen. Alle anderen Eigenschaften neben der Form können auf eine Länge von maximal 55 Zeichen reduziert werden.
Aus diesem Beispiel geht hervor, dass das größte Potential einer Dezimierung der zu übertragenden Datenmenge, in einer Reduktion der Randpunkte liegt. Diese Reduktion basiert auf einer Abstraktion der Form. Ziel ist es, die Form mit möglichst wenigen Randpunkten, möglichst genau zu beschreiben.
Es wurden verschiedene Ansätze zur Reduktion der Randpunkte implementiert und analysiert, von denen vier vorgestellt und diskutiert werden:

- Kreis,
- Konvexe Hülle,
- Douglas-Peucker Hülle,
- Konkave Peucker-Hülle.

Kreis Die einfachste und kompakteste Art eine Form zu abstrahieren, ist die Beschreibung durch einen Kreis. Die einzige zusätzliche Information ist der Radius. Dieser wird ermittelt, indem der Randpunkt gesucht wird, der am weitesten vom Mittelpunkt entfernt ist. Gemäß Abbildung 5.7 liegt jeder

Punkt des Objektes innerhalb des Kreises. Ein Fahrzeug, welches den Kreis als Hindernis wahrnimmt und ausweicht, kollidiert auch nicht mit dem Objekt.

Der Vorteil des Verfahrens ist, dass sich die Form durch eine einzige Zahl beschreiben lässt. Wie aus Abbildung 5.7 hervorgeht, besteht der Nachteil jedoch darin, dass große Bereiche überdeckt werden, die für ein Fahrzeug passierbar wären. Bei Objekten mit einem großen Breiten- und Längenverhältnis fällt dieser Effekt stark ins Gewicht. Im schlechtesten Fall könnten eigentlich freie Fahrwege blockiert werden.

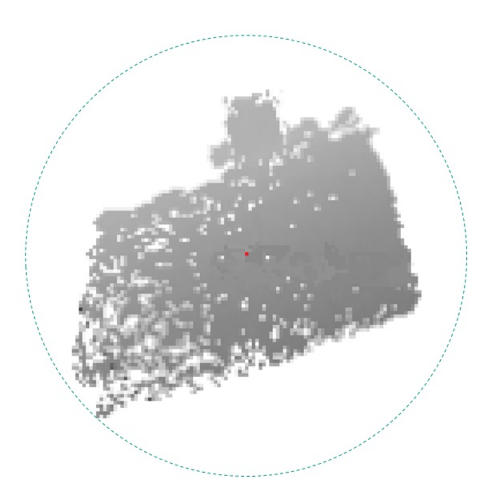


Abbildung 5.7: Formabstraktion eines Beispielobjektes auf Basis eines Kreises.

Konvexe Hülle Eine weitere Möglichkeit eine Form zu abstrahieren kann mit Hilfe einer konvexen Hülle umgesetzt werden. Eine konvexe Hülle ist die kleinste Menge einer Teilmenge, die die gesamte Ausgangsmenge enthält (siehe [6] Seite 2ff).

Die in Abbildung 5.8 dargestellte Umrandung des Objektes ist stets nach außen gewölbt, konvex, und nicht nach innen. Das hat zur Folge, dass innen liegende freie Bereiche umschlossen und integriert werden. Kleine Berei-

che, in Abb. 5.8 grün dargestellt, dienen der Vereinfachung der Form und sind im hiesigen Beispiel akzeptabel. Größere Bereiche, rot dargestellt, können jedoch hinderlich sein, da sie von anderen Objekten als Hindernis wahrgenommen und umfahren werden, obwohl es sich um frei passierbare Bereiche handelt.

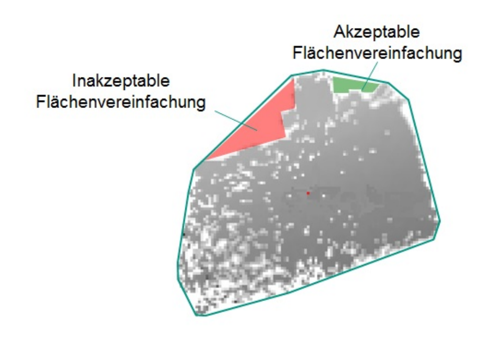


Abbildung 5.8: Formabstraktion eines Beispielobjektes unter Anwendung der konvexen Hülle.

Douglas-Peucker Die Abstraktion mittels des Douglas-Peucker Algorithmus basiert auf einer Eckendetektion [7].
Umgesetzt wird die Detektion, indem zu Beginn der Punkt gesucht wird, welcher am weitesten vom Mittelpunkt entfernt liegt. Er stellt den ersten Punkt der abstrahierten Form dar. Anschließend wird der Punkt gesucht, der sowohl am weitesten vom Mittelpunkt, als auch am weitesten vom zuvor gefundenen Punkt entfernt liegt (siehe Abbildung 5.9, Schritt 1). Dieser bildet den zweiten Punkt der abstrahierten Form. Durch die beiden gefundenen Punkte kann nun eine Gerade gelegt werden. Anschließend wird der Randpunkt gesucht, der am weitesten von der Gerade entfernt ist. Die Entfernung ist in Abbildung 5.9, Schritt 2 mit durch ein x dargestellt. Bis zu diesem Zeitpunkt wurden bereits drei Punkte gefunden, die wiederum über drei Geraden miteinander verbunden sind, siehe Schritt 3. Ist der Abstand x des am weitesten von den Geraden entfernten Randpunktes größer als ein

bestimmter, vorher festgelegter Grenzwert, wird auch dieser in die Liste der abstrahierten Punkte aufgenommen. Die Abstandmessung wird fortlaufend für alle Randpunkte fortgeführt, die innerhalb zweier abstrahierter Punkte liegen und die Suche nach neuen Punkten so lange fortgesetzt, bis kein Abstand mehr den Grenzwert überschreitet.

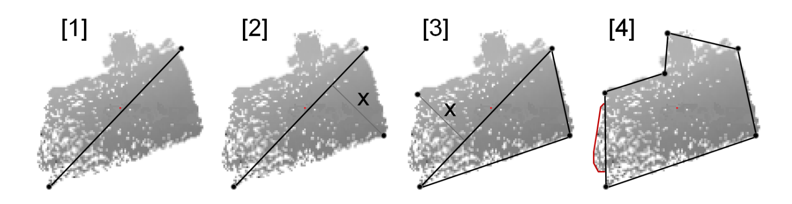


Abbildung 5.9: Skizzierte Darstellung des Prozessablauf bei der Anwendung des Douglas-Peucker-Algorithmus.

Im Gegensatz zur konvexen Hülle können mit dem Douglas-Peucker Algorithmus auch Hinterschnitte erkannt werden. Ein großer Nachteil dieses Verfahrens ist jedoch, dass Teile eines Objektes auch außerhalb der abstrahierten Hülle liegen und so eine unsichtbare Gefahr für andere Verkehrsteilnehmer werden können, siehe Abbildung 5.9, der in Schritt 4 rot markierte Bereich. Aus diesem Grund ist das Verfahren ungeeignet. Darüber hinaus neigt die abstrahierte Form zu starken Formänderungen. Dies ist darauf zurück zu führen, dass die Entfernungen der Randpunkte zu den Geraden oftmals sehr nahe beieinander liegen, so dass von einem Bild zum anderen gänzlich andere Punkte als Eckpunkte detektiert werden können.

Konkave Peucker-Hülle Untersucht wurde eine eigens entwickelte Abstraktionsmethode die auf einer Kombination der bereits vorgestellten Methoden basiert. Sie setzt sich zusammen aus einer konvexen Hülle und dem Douglas-Peucker Algorithmus mit dem Ziel, die Vorteile beider Methoden

zu vereinen.
Zu Beginn wird eine konvexe Hülle errechnet, dargestellt in Abbildung 5.10 unter [1]. Anschließend werden [2] die Abstände zwischen den gefundenen Eckpunkten ermittelt. Ist der Abstand zwischen zwei Eckpunkten ausreichend groß, wird nach einem Hinterschnitt gesucht. Zu diesem Zweck wird, unter Zuhilfenahme des Douglas-Peucker Algorithmus, als der dazwischen liegenden Teilmenge an Randpunkten der Punkte gesucht, der den größten Abstand zur Geraden aufweist. Überschreitet der Abstand einen bestimmten Grenzwert, wird der Randpunkt der Liste der Eckpunkte hinzugefügt. Anschließend wird erneut eine konvexe Hülle aus den beiden, neu entstandenen Teilmengen ermittelt [3].

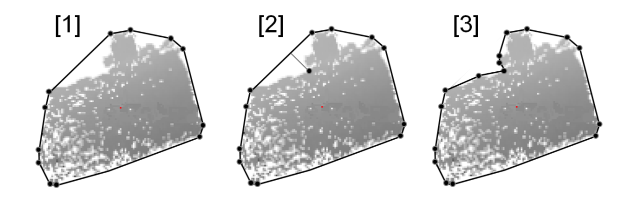


Abbildung 5.10: Überwachter Bereich

Anhand der in Abbildung 5.10 Schritt [3] dargestellten abstrahierten Form geht hervor, dass die ursprüngliche Form genau genug wiedergegeben werden kann, ohne dass die für eine Navigation störenden, großen freien Bereiche überdeckt werden. Darüber hinaus verhindert die Verwendung der konvexen Hülle, dass Bereiche des Objektes fälschlicher weise abgeschnitten und für Fahrzeuge unsichtbar werden.

Die Länge der Nachricht, welche die Eigenschaften enthält, konnten abhängig von der Objektform durch den Einsatz der konkaven Peucker-Hülle durchschnittlich von ca. 5250 Zeichen auf 450 Zeichen reduziert werden. Das entspricht einer 91,43%-tigen Reduktion der Datenmenge.

5.4 Kommunikation und Datenübertragung

Nach der Erhebung werden die zu kommunizierenden Eigenschaften von der Sensoreinheit allen interessierten Systemen zur Verfügung gestellt. Die Datenübertragung erfolgt auf Basis des MQTT-Protokolls.

Nach Christian Götz [14] ermöglicht das MQTT-Protokoll das Vernetzen vieler tausender Geräte und zählt aus diesem Grund zu den wichtigsten Protokollen im Internet der Dinge. Der zentrale Aspekt ist eine ereignisgesteuerten Publish/Subscribe-Architektur. Vergleichbar mit einem Radiosender können über Kanäle, so genannte „Topics", Nachrichten in Form eines Strings veröffentlicht (published) werden, die von anderen Geräten abonniert (subscribed) und mitgelesen werden können. Im Gegensatz zur Request/Response-Methode muss keine Anfrage auf Informationen gestellt werden. Im Zentrum der Kommunikation steht ein Server (Broker), der die einzelnen Topics und Nachrichten verwaltet. Des weiteren verfügt MQTT über Mechanismen der Qualitätskontrolle, die aus drei Serviceleveln bestehen. Unter Level 0 gibt es keine Garantie, dass die Nachricht angekommen ist. Unter Level 1 wird sichergestellt, dass eine Nachricht mindestens ein Mal angekommen ist und Level 2 garantiert, dass die Nachricht genau einmal angekommen ist. Zu beachten ist jedoch, dass die benötigte Bandbreite zunimmt, je höher das Servicelevel ist [14].

In unserem Fall der kommunikationsgestützten Lokalisierung veröffentlicht die Sensoreinheit in regelmäßigen Abständen die Eigenschaften, welche zum Beispiel von autonomen Fahrzeugen abonniert und ausgewertet werden können. Mit dem Ziel, die Menge an zu übertragenden Daten möglichst gering zu halten, werden die Eigenschaften mit dem Servicelevel 0 übertragen.

5.5 Zusammenfassung

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass im voraus gegangenen Kapitel mit der Erhebung der notwendigen Eigenschaften der Grundstein für die Selbstidentifikation gelegt wurde. Es wurden kinematische als auch geometrische Eigenschaften herausgearbeitet. Außerdem wurde ein Verfahren entwickelt, welches es ermöglicht, die Anzahl der formgebenden Randpunkte eines Objektes um das zehnfache zu reduzieren und dadurch die zu übertragende Datenmenge deutlich zu reduzieren. Abschließend wurde das Kommunikationsprotokoll MQTT vorgestellt, über das die Eigenschaften der Objekte zyklisch veröffentlicht und von anderen Systemen abonniert werden können.

6 Selbstidentifikation

Bei der Baysschen-Lokalisierung ist die Objektidentität bekann, während der Ort unbekannt ist. Bei dem hier beschriebenen Verfahren ist der Ort bekannt, jedoch die Objektidentität unbekannt. Deshalb folgt die kurze Einführung in die Baysche-Lokalisierung, welche die nachstehend Verfahren zu Zuordnung inspiriert hat.
Die Grundlage einer jeden autonomen Navigation ist die Lokalisierung. Gemäß Abschnitt 2.1.1 wird in den meisten Fällen versucht, durch die Verwendung einer mitgeführten Sensorik, die eigene Position im Raum festzustellen. Im Gegensatz dazu sind bei der kommunikationsgestützten Lokalisierung die Positionen aller Objekte bereits bekannt. Gesucht wird nicht die Position im Raum, sondern die korrekte Zuweisung eines Objektes zum Fahrzeug. Obwohl große Unterschiede zwischen den klassischen Lokalisierungsproblemen und dem der kommunikationsgestützten Lokalisierung bestehen, können einige Ansätze übernommen werden.
Einer dieser Ansätze ist die Bayes'sche-Lokalisierung (Fussnote: Bei Thrun auch als Markov-Lokalisierung als Bestandteil der probabilistischen Robotik bezeichnet). Diese modelliert die Zustandsfolge als Markovkette und die Beobachtungen nur vom aktuellen Zustand abhängig. Sie basiert auf einem fortlaufenden Ausschlussverfahren und nicht auf einer einzigen Schätzung. Die Position des Objektes wird über einen größeren Zeitraum hinweg ausgewertet und kontinuierlich eingegrenzt, bis am Ende eine Position festgelegt werden kann, die mit großer Wahrscheinlichkeit der tatsächlichen Position entspricht.

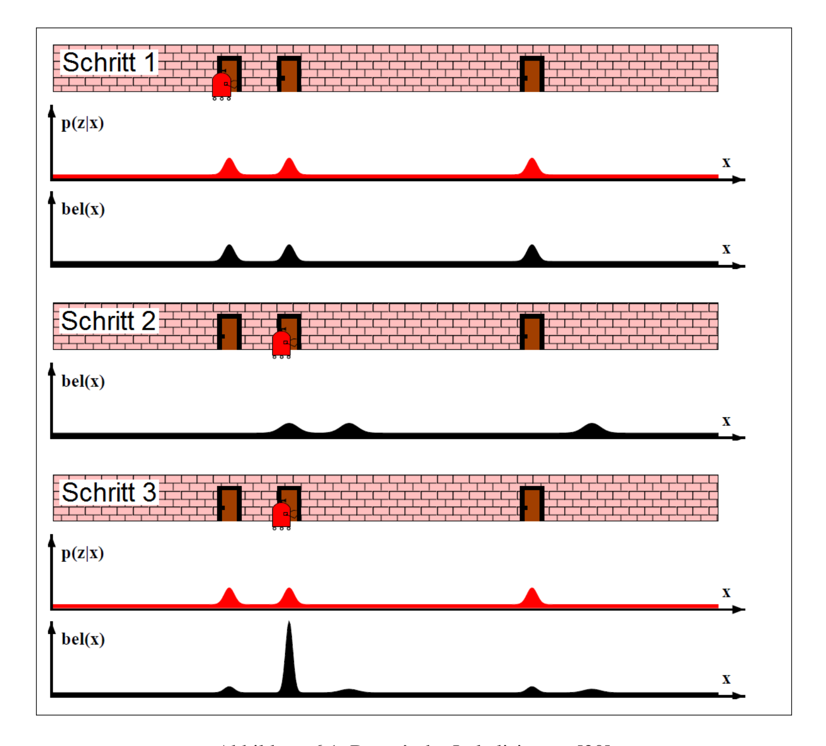


Abbildung 6.1: Bayes'sche-Lokalisierung [30]

In Abbildung 6.1 ist die Bayes'sche-Lokalisierung vereinfacht in drei Schritten dargestellt. Sie beschreibt das Problem der initialen, globalen Lokalisierung nach Thrun [30]. Darstellt ist ein eindimensionaler Flur mit drei identischen Türen. Da der Roboter anfänglich keine Informationen über seinen Aufenthaltsort hat, ist seine initiale „Annahme“ $bel(x_0)$ bezüglich seines Aufenthaltsorts an jeder Position gleich hoch. *bel* steht dabei für *belief*, also die Annahme an einer bestimmten Position zu stehen, ohne es zu wissen. Ließt der Roboter seine Sensoren aus und stellt fest, dass er neben einer Tür steht, multipliziert er seine angenommene Aufenthaltswahrscheinlichkeit $bel(x_0)$ mit der auf einem Beobachtungsmodell basierten Wahrscheinlichkeit $p(z_0|x_0)$ (siehe Abb. 6.1, Schritt 1). Diese beschreibt die Wahrschein-

lichkeit, mit der an verschiedenen Stellen im Flur eine Tür zu beobachten ist. Bewegt sich der Roboter gemäß Abbildung 6.1 Schritt 2 nach rechts, wird seine „Annahme“ mit dem Bewegungsmodell gefaltet $p(x_z|u_t, x_{t\text{-}1})$. Das Ergebnis ist in Schritt 2 visualisiert. Das Diagramm zeigt eine verschobene, angenommene Aufenthaltswahrscheinlichkeit $bel(x_1)$, die durch die Faltung abgeflacht wird. Der letzte Teil der Positionsbestimmung wird in Schritt 3 der Abbildung 6.1 dargestellt. Hier wird der aktuelle Aufenthaltsglaube mit der Beobachtungsmodell basierten Wahrscheinlichkeit $p(z_t|x_t)$ multipliziert. Es ist zu erkennen, dass die Aufenthaltswahrscheinlichkeit $bel(x_2)$ vor der zweiten Tür deutlich erhöht ist, so dass der Roboter sehr sicher ist, sich lokalisiert zu haben.
Neben dem oben beschriebenen Problem der globalen Lokalisierung gibt es, nach Thrun [30], noch zwei weitere Typen von Lokalisierungsproblemen. Alle drei Typen können auch auf die kommunikationsgestützte Lokalisierung übertragen werden und werden im Folgenden aufgelistet, erläutert und sind von oben nach unten nach zunehmender Schwierigkeit sortiert:

- Positionsverfolgung (Position tracking)
  Initiale Position ist bekannt. Rauschen wird kompensiert. Rauschen ist in der Regel klein und wird als unimodale Gaußverteilung modelliert. Es handelt sich um ein lokales Problem in der Nähe der tatsächlichen Roboterposition.
- Globale Lokalisierung (Global localization)
  Initiale Position ist unbekannt. Keine Begrenztheit der möglichen Position innerhalb des überwachten Bereichs.
- Kidnapped Robot Problem. Variante des globalen Lokalisierungsproblems, jedoch schwieriger. Position des Fahrzeuges könnte teleportiert werden, ohne dass es das Fahrzeuges bemerkt. Es würde davon ausgehen, dass es weiß, wo er sich aktuell aufhält.

Kommunikationsgestützte Lokalisierung

Bei der kommunikationsgestützten Lokalisierung handelt es sich, wie im

obigen Abschnitt erwähnt, nicht um ein klassisches Lokalisierungsproblem, sondern um eine Zuordnung. Die Positionen aller Objekte sind bereits bekannt. Damit ein Fahrzeug in der Lage ist, sich unter den anderen Objekten zu erkennen, werden ihm eine Reihe von Eigenschaften (siehe Kapitel 5) zur Verfügung gestellt. Ziel ist es, mit Hilfe der Eigenschaften ein Fahrzeug mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit identifizieren zu können.
Erreicht wird dies, indem die durch das Kamerasystem ermittelten Eigenschaften aller Objekte mit den tatsächlichen Eigenschaften des Fahrzeuges verglichen werden. Basierend auf den Übereinstimmungen, kann eine Wahrscheinlichkeitsaussage getroffen werden, ob es sich bei dem veröffentlichten Objekt um das gesuchte Fahrzeug handelt oder nicht.
Neben der Position wird hierfür auf folgende Eigenschaften zurückgegriffen:

- Position
- Status
- Geschwindigkeit
- Bewegungsrichtung
- Höhe
- Fläche
- Umfang
- Geschätzte Position (intern)
- Geschwindigkeit (intern)

In Abschnitt 6.1 werden alle diese Eigenschaften einer genaueren Untersuchung unterzogen. Da die Messwerte oftmals stark verrauscht sind, werden passende Wertebereiche ermittelt, in deren Grenzen eine Selbstidentifizierung wahrscheinlich ist. Anschließend werden in Abschnitt 6.2 die einzelnen Eigenschaften auf ihre Bedeutsamkeit hin evaluiert, priorisiert und gewichtet. Die Untersuchung der Eigenschaften erfolgte zum einen auf Basis von Modellen oder auf Basis von Versuchen. Zuletzt werden in den Abschnitten 6.3, 6.4, 6.5 die Selbstidentifikation erläutert, welche abhängig

vom jeweiligen Lokalisierungsproblem ist.
Die Durchführung der Versuche erfolgte dadurch, dass ein Fahrzeug für eine gewisse Zeit eine Strecke in Form einer 8 mit 0,2 m/s abgefahren ist. Während der Fahrt wurden alle Eigenschaften aufgezeichnet, die vom Kamerasystem publiziert wurden, und ausgewertet.
Die ermittelten Fehler wurden über die Häufigkeit ihres Auftretens aufgetragen, visualisiert und auf Basis der größten Häufigkeit normiert. Anschließend wurde für die Verteilung eine beschreibende Funktion ermittelt, mit deren Hilfe die Wahrscheinlichkeit des Auftretens in Abhängigkeit vom Fehler errechnet werden kann. Es wurden über 3.450 Messwerte für jede untersuchte Eigenschaft ermittelt. Da es einige Eigenschaften gibt, die nur schwierig zu verallgemeinern sind, wie beispielsweise die Form, welche stark von der Geometrie eines Objektes abhängt, wurden die Untersuchungen auf ein Objekt festgelegt. Verwendet wurde das selbe Versuchsfahrzeug, welches auch in der Funktionsdemonstration verwendet wurde (siehe Abschnitt 7.2.2). Darüber hinaus ist bei den Untersuchungen auf Allgemeingültigkeit darauf geachtet worden, ohne großen Aufwand neue Fahrzeuge integriert werden können.

6.1 Analyse der Objekteigenschaften

Die Eigenschaften beeinflussen die Erkennung unterschiedlich stark. Ziel ist es, in diesem Unterkapitel die Wertebereiche der einzelnen Eigenschaften aller Objekte zu ermitteln und zu priorisieren. Anschließend werden diese mit den eigenen Eigenschaften des Versuchsfahrzeuges korreliert, um eine Übereinstimmung zu finden.

6.1.1 Position

Die Position bezieht sich auf die perspektivische Sicht eines Objektes und wird gemäß Abschnitt 5.2 ermittelt. Darüber hinaus handelt es sich bei der Position um die globale Position eines Objektes im überwachten Bereich. Bevor der Mittelpunkt weiter verwendet wird, ist eine Transformation notwendig. Wie bereits in Abschnitt 5.2 erwähnt, kann die Position zwar einem großen Fehler unterliegen. Der Fehler kann jedoch niemals größer sein, als der Abstand zwischen dem Punkt des Objektes, der am weitesten vom Mittelpunkt entfernt liegt und dem Mittelpunkt. Bei still stehenden Objekten ist der Mittelpunkt sehr stabil. Obwohl die äußeren Ränder eines Objektes stark verrauscht sind, verschiebt sich die Mittelpunktposition selten um mehr als ein Pixel. Das liegt daran, dass sich das Rauschen auf gegenüber liegenden Seiten aufhebt. Bei einem sich bewegenden Objekt, muss hingegen der latenzabhängige Positionierfehler berücksichtigt werden.

6.1.2 Status

Der Status beschreibt den Zustand eines Objektes und ist in die drei Zustände „statisch“, „dynamisch“ und „inventarisiert“ unterteilt.
Während die Zustände „statisch“ und „dynamisch“ zuverlässiger vom Fahrzeug selbst ermittelt werden können und deshalb für die Selbstidentifikation irrelevant sind, wird der Status „inventarisiert“ manuell festgelegt. Eine Inventarisierung kann nur von einem Menschen vorgenommen werden, weshalb dieser Wert als zuverlässig gilt. Ist ein Objekt inventarisiert, ist es unveränderlich an eine Position gebunden und kann nur von einen Menschen wieder deinventarisiert werden.

6.1.3 Geschwindigkeit

Die Geschwindigkeit kann auf zweierlei Weisen ermittelt werden. Einerseits durch das externe Sensorsystem und andererseits durch eine Auswertung der Odometriedaten auf dem FTF selbst. In diesem Abschnitt wird die Ermittlung durch das externe Sensorsystem betrachtet.
Die Berechnung der Geschwindigkeit erfolgt durch die Untersuchung der Veränderung des Mittelpunktes über eine bestimmte Zeit und kann starken Schwankungen unterliegen. Das liegt daran, dass die Bewegung des Mittelpunktes stark von äußeren Einflüssen wie der Perspektive, der Geometrie des Fahrzeuges und vom Fahrwerk des Fahrzeuges abhängig sind. Diese Schwankungen wurden durch die Durchführung der bereits im oberen Abschnitt erwähnten Versuche analysiert. Über einen begrenzten Zeitraum hinweg wurden die Geschwindigkeitswerte durch das Kamerasystems aufgezeichnet und mit der tatsächlichen Geschwindigkeit von konstant 0,2 m/s verglichen.
Zu diesem Zweck wurden die Abweichungen der gemessenen Geschwindigkeiten errechnet und nach der Häufigkeit ihres Auftretens eingeteilt. Anschließend wurden die Häufigkeitsverteilung auf ihren Maximalwert normiert. In Abbildung 6.2 sind diese Häufigkeiten in Abhängigkeit der Abweichung aufgetragen.
Es ist zu erkennen, dass die Geschwindigkeit Schwankungen unterliegt, wobei über 70% der Schwankungen kleiner $\pm$ 0,05 m/s betragen. Auffällig ist das vermehrte Auftreten von Abweichungen in positiver Richtung. Der Grund für diese Asymmetrie ist dem Fahrwerk des Testfahrzeuges geschuldet (siehe Abschnitt 7.2.2). Da der Drehpunkt des Fahrzeuges außerhalb des Mittelpunktes liegt, schwenkt es bei jeder Richtungsänderung aus, wodurch die Bewegungsrichtung des Mittelpunktes von einer Rotationsbewegung überlagert wird. Das Resultat dieser Überlagerung ist eine vermeintlich hö-

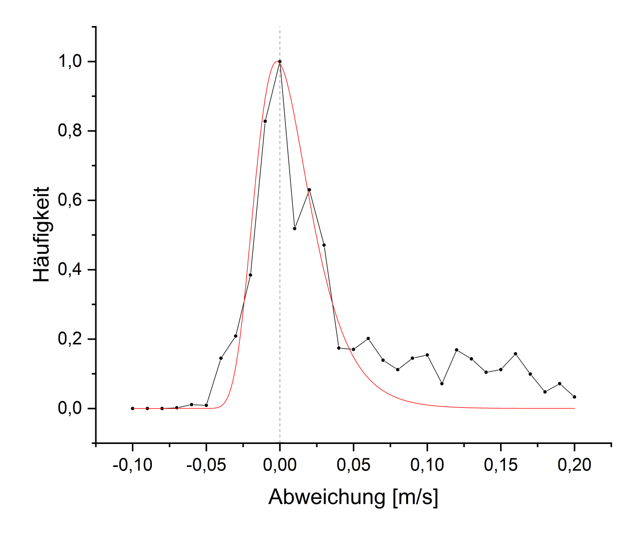


Abbildung 6.2: Häufigkeit der Geschwindigkeitsabweichung

here Fahrgeschwindigkeit (siehe Abbildung 7.30 (b)).

Im späteren Verlauf des Kapitels spielt die ermittelte Verteilung der Geschwindigkeitsabweichungen eine wichtige Rolle. Mit dem Ziel einer einfacheren Handhabung, wird diese mit Hilfe einer Extremfunktion angenähert, die in Abbildung 6.2 als rote Linie dargestellt ist.
Die an die Messwerte angepasste Verteilung der Geschwindigkeitsabweichung sieht wie folgt aus:

$$f_{(x)} = exp^{(-exp^{(-\frac{x+0,00202}{0,01823})} - \frac{x+0,00202}{0,01823} + 1)} \quad . \tag{6.1}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,8107

6.1.4 Bewegungsrichtung

Auch die Bewegungsrichtung wurde ermittelt und auf Basis von Versuchen analysiert (siehe Abschnitt 7.4.3). Als Referenz wurden die Orientierungen aus den odometrischen Daten des Versuchsfahrzeuges gewählt, aufgezeichnet, angepasst und mit den Messwerten des Kamerasystems verglichen. Die Güte der odometrischen Daten wurde mit Hilfe eines speziellen Versuchs ermittelt (siehe Abschnitt 7.4.3).

Die Berechnung der Bewegungsrichtung beruht auf der Änderung aufeinander folgender Mittelpunktpositionen. Über den Versatz beider Positionen kann die Bewegungsrichtung des Objektes ermittelt werden.

Es wurden die Richtungsabweichungen zwischen der Odometrieorientierung und der durch die externe Sensoreinheit ermittelte Richtung berechnet und nach der Häufigkeit des jeweiligen Auftretens eingeteilt. Anschließend wurden die Häufigkeiten normiert, indem die größte Häufigkeit auf eins gesetzt wurde. In Abbildung 6.3 sind diese Häufigkeiten in Abhängigkeit der Abweichung aufgetragen.

Auch hier ist zu erkennen, dass die Richtungsangaben starken Schwankungen unterliegen, wobei über 92 % der Messwerte Abweichungen von $\pm$ 18° aufweisen.

Die Näherungsfunktion, welche die Abweichungen beschreibt, basiert auf einer Gaussfunktion und ist in Abbildung 6.3 in Form einer roten Linie dargestellt. Die resultierende Gaussfunktion sieht wie folgt aus:

$$f_{(x)} = 1 \cdot exp(-0,5 \cdot (\frac{(x-2,6)}{10,754})^2) \ . \tag{6.2}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,9364

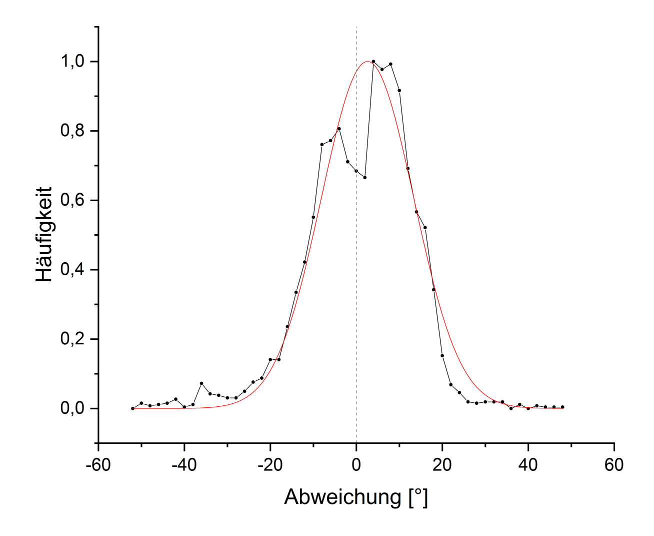


Abbildung 6.3: Häufigkeit der Richtungsabweichung

6.1.5 Höhe

Die Eigenschaft „Höhe“ beschreibt die maximale Höhe eines Objektes. In dem hier verwendeten Beispiel hat das unbeladene Fahrzeug eine maximale Höhe von 260 mm. Beladen mit zwei Ladungsträger kann eine maximale Höhe von 600 mm erreicht werden. Dazu kommt, dass die Messwerte in z-Richtung starkem Rauschen unterliegen, welches berücksichtigt werden muss. Das Rauschen der Entfernungsmesswerte wurde bereits in Abschnitt 4.1.6 untersucht und wird bei der Bestimmung der Höhe berücksichtigt.
Da die Wahrscheinlichkeit, dass es sich um die passende Höhe handelt, im gesamten Bereich zwischen 260 mm und 600 mm gleich hoch ist, muss der Wertebereich unter Berücksichtigung des Rauschens in drei Teile unterteilt werden. Der Grund für die gleichbleibende Wahrscheinlichkeit ist, dass keine Aussage über die Höhe des Ladungsträger getroffen wird. Es wird davon

ausgegangen, dass ein Ladungsträger zwischen den beiden Grenzen jede beliebige Höhe annehmen kann.
Der in Abbildung 6.4 dargestellte Bereich 1 gibt die Wahrscheinlichkeit wieder, mit der es sich unterhalb der Mindesthöhe immer noch um das gesuchte Fahrzeug handeln kann. Die Wahrscheinlichkeit in Bereich 2 ist konstant, da die Ladungshöhe jeden Wert bis zu einer willkürlich festgelegten Maximalhöhe von 600 mm einnehmen kann und fällt dann, oberhalb der Maximalhöhe in Bereich 3 wieder ab.

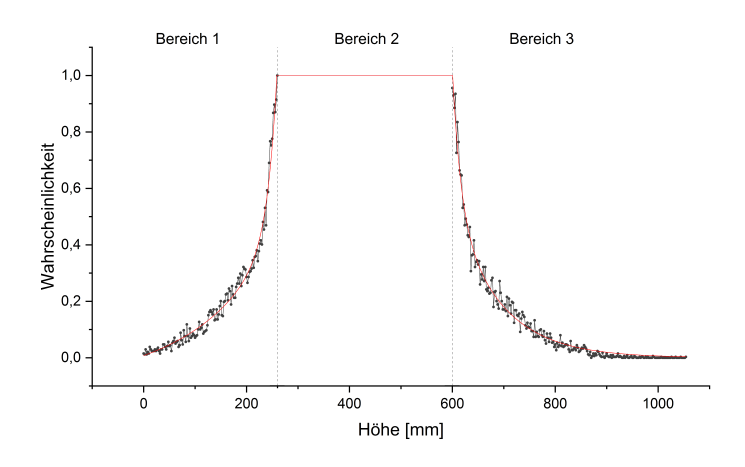


Abbildung 6.4: Häufigkeit der Höhenabweichung

Aus den Messungen aus Abschnitt 4.1.4 geht hervor, dass die Höhe starken Schwankungen unterliegt. Über 90% der Messwerte weisen Abweichungen zwischen -160 mm und +160 mm auf. Die Abweichungen beschreibenden Näherungsfunktionen, in Abbildung 6.4 als rote Linien dargestellt, basiert auf einer exponentiellen Wachstumsfunktion in Bereich 1 und einer exponentiell abnehmenden Funktion in Bereich 3. Beide Funktionen können wie folgt beschrieben werden:

Bereich 1: Höhe < Fahrzeugmindesthöhe

$$f_{(x)} = 0,1017 \cdot exp^{(\frac{x}{156,911})} - 0,09406 \tag{6.3}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,98535

Bereich 2: Höhe >= Fahrzeugmindesthöhe und Höhe <= Fahrzeugmaximalhöhe

$$f_{(x)} = 1 \tag{6.4}$$

Bereich 3: Höhe > Fahrzeugmaximalhöhe

$$f_{(x)} = 0,47534 \cdot exp^{(\frac{-(x-600)}{15,8335})} + 0,545 \cdot exp^{(\frac{-(x-600)}{89,9408})} \tag{6.5}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,98529

6.1.6 Fläche

Die Fläche ist die von der Kamera detektierte unkorrigierte evtl. perspektivisch verzerrte Darstellung einer Objektoberfläche. Im Gegensatz zu den voran gegangenen Eigenschaften wurde der flächenbeschreibende Wertebereich auf Basis eines Modells ermittelt. Der Wertebereich ist durch eine Mindestgröße und eine Maximalgröße definiert.
Um eine Aussage über die Fläche treffen zu können, müssen zu Beginn einige Einflussparameter ermittelt werden. Einfluss auf die zu sehende Fläche hat die Grundfläche des Fahrzeuges, die Form, die Höhe, die Entfernung zum Kameralot als auch die Orientierung. Es wird angenommen, dass die Grundfläche und die Form des Fahrzeuges bekannt sind. In Abbildung 6.5 ist diese vereinfacht durch vier graue Eckpunkte dargestellt. Auch bekannt ist die maximale Höhe und die Entfernung des Mittelpunktes zum Kame-

ralot. Da eine Schattenbildung die zu sehende Gesamtfläche im Vergleich zur Grundfläche immer vergrößert, kann die Grundfläche als Minimalgröße der Fläche festgelegt werden und beschreibt die untere Grenze des Wertebereichs.
Die Bestimmung der Maximalgröße fällt im Vergleich zur Minimalgröße komplexer aus. Damit die Maximalgröße berechnet werden kann, muss immer vom ungünstigsten Fall ausgegangen werden. Bezogen auf die maximale Höhe heißt das, dass diese für das gesamte Fahrzeug angenommen werden muss, da keine Aussage darüber getroffen werden kann, wo sich der höchste Punkt auf dem Fahrzeug befindet.

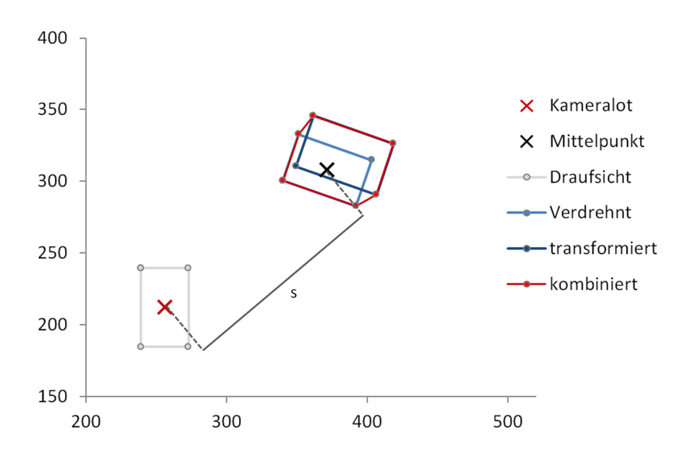


Abbildung 6.5: Abhängigkeit zwischen Grundform und Schatten

Zu Beginn wird die ungünstigste Position festgelegt. Diese liegt auf der Diagonalen, da dort der Einfluss der Perspektive auf die Verzerrung in x- und y-Richtung am Größten ist. Anschließend werden die Eckpunkte, in Abhängigkeit von der Höhe und der Entfernung zum Kameralot, transformiert. Die größte Fläche, die durch die Grundform inklusive der transformierten Punkte entstehen kann, wird mit Hilfe einer Umhüllenden beschrieben. Diese wird errechnet, indem aus der Punktemenge, die sowohl die Punkte

der Grundfläche, als auch die transformierten Punkte enthalten, eine konvexe Hülle gebildet wird (siehe Abbildung 6.5, rote Umrandung). Die Berechnung der Gesamtfläche erfolgte durch die Verwendung der Gaußschen Trapezformel, die auf die resultierenden Punkte der konvexen Hülle angewendet wird [35].

Abschließend wurde der Einfluss der Orientierung empirisch ermittelt, indem das Objekt rotiert und die Orientierung α bestimmt wurde, bei der die Größe der Fläche maximal ist. Abhängig von der Anfangsorientierung und der Grundform des Fahrzeuges, lag α für die maximale Fläche bei 71 °.
Die Modell beschreibende Näherungsfunktion des Maximalwertes besteht aus zwei verschachtelten linearen Gleichungen, die einerseits von der maximalen Objekthöhe h und der Entfernung des Objektes zum Kameralot s abhängig sind. Alle weiteren Randbedingungen könne in Abhängigkeit dieser beiden Parameter bestimmt werden. Die resultierende Näherungsfunktion kann wie folgt angegeben werden:

$$A_{max} = (6,516E^{-06} \cdot h - 0,000131) \cdot s + (0,000222 \cdot h + 0,9945). \quad (6.6)$$

6.1.7 Umfang

Ähnlich der Fläche beschreibt die Größe „Umfang“ den Umfang des projizierten Objektes. Die Methode, mit der der Umfang berechnet wird, basiert auf der selben Methode, mit der die Fläche berechnet wird. Der Wertebereich ist auch hier durch eine Mindest- und eine Maximalgröße definiert.
Der kleinste Umfang ist gegeben, wenn das Fahrzeug direkt im Kameralot steht. Dieser kleinst mögliche Umfang beschreibt die Mindestgröße des Wertebereichs. Die obere Grenze des Wertebereichs ergibt sich durch die Berechnung der maximal größten Projektion des Fahrzeuges, abhängig von den selben Einflussparametern von denen auch die Fläche abhängig ist. Dazu zählen die projizierte Fläche, die Form, die Höhe, die Entfernung zum

Kameralot als auch die Orientierung. Der Unterschied zwischen der Berechnung der Fläche und des Umfangs zeigt sich nachdem die Eckpunkte mit Hilfe der konvexen Hülle ermittelt wurden. Der Umfang U wird berechnet, indem gemäß Abschnitt 5.3 der Satzes des Pythagoras angewendet wird.
Die Näherungsfunktion des Maximalwertes ist aus zwei verschachtelten linearen Gleichungen zusammengesetzt, die jeweils von der maximalen Objekthöhe h und der Entfernung des Objektes zum Kameralot s abhängig sind. Die resultierende Näherungsfunktion kann wie folgt angegeben werden:

$$A_{max} = (1,5545E^{-06} \cdot h - 0,0000197) \cdot s + (0,00016 \cdot h + 0,9974). \quad (6.7)$$

6.1.8 Interne Geschwindigkeit

Die interne Geschwindigkeit gibt die odometrisch ermittelte Geschwindigkeit wieder. Sie ist abhängig von den Radumdrehungen, der Zeit und dem Raddurchmesser. Sind alle Variablen bekannt, können die Geschwindigkeiten v_1 und v_2 der beiden Antriebsräder bestimmt werden (siehe Abschnitt 7.2.2). Die resultierende Geschwindigkeit v ergibt sich wie folgt aus dem Mittelwert der einzelnen Geschwindigkeiten:

$$v = \frac{v_1 + v_2}{2}. \quad (6.8)$$

Auch die interne Geschwindigkeit wurde auf Basis der beschriebenen Versuche untersucht. Über einen begrenzten Zeitraum hinweg wurden die odometrischen Geschwindigkeitswerte mit der tatsächlichen Geschwindigkeit von konstant 0,2 m/s verglichen.
Zu diesem Zweck wurden die Abweichungen der odometrischen Geschwindigkeiten errechnet und nach der Häufigkeit ihres Auftretens eingeteilt. Anschließend wurden die Häufigkeiten normiert, indem die größte Häufigkeit

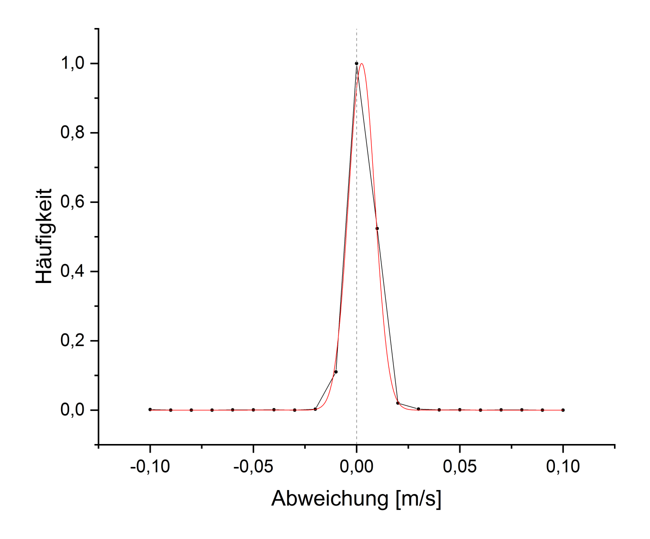


Abbildung 6.6: Häufigkeit in Abhängigkeit der Geschwindigkeitsabweichung

auf eins gesetzt wurde. In Abbildung 6.6 sind diese Häufigkeiten in Abhängigkeit der Abweichung aufgetragen.
Es kann bemerkt werden, dass die Abweichungen im Vergleich zu denen durch das externe Sensorsystem ermittelten Geschwindigkeiten deutlich geringer ausfallen. Über 98% der Messwerte weisen einen Fehler auf, der kleiner ist als $\pm$0,01 m/s.
Eine Näherung wurde auf Basis einer Gaußfunktion umgesetzt und ist an Abbildung 6.6 in Form einer roten Linie dargestellt. Die resultierende Näherungsfunktion kann wie folgt angegeben werden: s

$$A = 1 \cdot exp^{(-0{,}5 \cdot (\frac{(x-0{,}00246)}{0{,}00642})^2)} \tag{6.9}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99371

6.1.9 Interne Schätzposition

Die geschätzte Position beschreibt eine odometrisch ermittelte Position des Fahrzeuges, ausgehend von der letzten vom Sensorsystem übertragenen Position. Wird zum Beispiel die Sicht des Sensors auf das Fahrzeug durch ein anderes Objekt oder einem vorbei laufenden Menschen verdeckt, kann das Fahrzeug für kurze Zeit rein odometrisch weiterfahren. Bei erneutem Sichtkontakt mit dem Sensor, wird die geschätzte Position mit der des Sensorsystems verglichen und korrigiert, siehe Abschnitt 6.3.
Die Genauigkeit der geschätzten Position ist abhängig von den verwendeten Motoren und dem Schlupf der Reifen des Fahrzeuges.

6.2 Nutzwertanalyse der Objekteigenschaften

Neben der Definition der Wertebereiche der Eigenschaften ist auch eine Priorisierung notwendig. Nicht alle Eigenschaften haben die selbe Aussagekraft. Der Status zum Beispiel, der von einer Person festgelegt wird, bekommt eine höhere Gewichtung als die Fläche, die abhängig von einer Vielzahl an Parametern stark variieren kann. Diese Priorisierung wird mit Hilfe einer Nutzwertanalyse umgesetzt.
Zu diesem Zweck wurde jede Eigenschaft mit jeder anderen Eigenschaft verglichen und bewertet. Die Skala der Bewertung erstreckt sich hierbei von eins und fünf. Gemäß Tabelle 6.1 steht eins für einen deutlich geringeren Einfluss, drei für einen gleichgroßen und fünf für einen deutlich größeren Einfluss, der einen Eigenschaft verglichen mit der anderen.

Tabelle 6.1: Bewertungsskala

Einfluss	**viel geringer**		**gleich**		**viel größer**
Notenvergabe	1	2	3	4	5

Eine Gegenüberstellung aller Eigenschaften und deren Bewertungen finden sich in Tabelle 6.2 wieder. Nach dem Vergleich aller Eigenschaften, wurden die Bewertungen jeder einzelnen Eigenschaft aufsummiert. Mit Hilfe der Summen der Bewertungen konnte in einem nächsten Schritt die Priorität festgelegt und die Gewichtung abgeleitet werden.

Tabelle 6.2: Alle Eigenschaften wurden einander gegenüber gestellt und miteinander verglichen. Aus der Summe der Bewertungen wird eine Priorisierung abgeleitet.

	externe Messwerte							interne Messwerte		
	Pos.	**Status**	**Geschw.**	**Richt.**	**max.Höhe**	**Umfang**	**Fläche**	**Pos.**	**Richt.**	**Geschw.**
Position	3	4	2	1	1	1	1	3	2	3
Status	2	3	1	1	1	1	1	2	1	2
Geschw.	4	5	3	2	2	2	1	4	3	4
Richtung	5	5	4	3	3	3	1	5	4	4
Höhe	5	5	4	3	3	4	2	5	4	4
Umfang	5	5	4	3	2	3	2	5	4	4
Fläche	5	5	5	5	4	4	3	5	5	5
Position	3	4	2	1	1	1	1	3	2	3
Richtung	4	5	3	2	2	2	1	4	3	3
Geschw.	3	4	2	2	2	2	1	3	3	3
Summe	39	45	30	23	21	23	14	39	31	35

Von links nach rechts, beginnend mit der größten Gewichtung, gibt Tabelle 6.3 die nach Aussagekraft sortierten Eigenschaften wieder. Während die erste Zeile die Summe der Bewertungen aus der Nutzwertanalyse widerspiegelt, sind diese in der zweiten Zeile normiert.

Tabelle 6.3: Dargestellt sind alle Eigenschaften, nach ihrer Priorität sortiert.

Priorität	**Status**	**Pos.**	**int. Pos.**	**int. Geschw.**	**int. Richt.**	**Geschw.**	**Richt.**	**Umfang**	**max.Höhe**	**Fläche**
Ergebnis	45	39	39	35	31	30	23	23	21	14
Gewichtung	0,15	0,13	0,13	0,117	0,103	0,1	0,077	0,077	0,07	0,046

In den folgenden Abschnitten wird die Gewichtung variieren, da bei den unterschiedlichen Lokalisierungsproblemen auf unterschiedliche Eigenschaften zurückgegriffen wird.

6.3 Positionsverfolgung

Die Positionsverfolgung, englisch „positional tracking“ ist das nach Thrun [30] am einfachsten zu lösende Lokalisierungsproblem. Bei dieser Problematik ist das Ziel, die bereits bekannte Position zu aktualisieren.
Im Fall der kommunikationsgestützten Lokalisierung wird eine erneute Zuordnung durchgeführt. Diese wird anhand der schematischen Darstellung eines Objektes in zwei aufeinander folgenden Bildern (siehe Abbildung 6.7) deutlich. Zu sehen ist ein blaues Objekt, welches sich in Richtung des Bildmittelpunktes bewegt. Der in Bild 2 zu sehende Schatten, stellt die ursprüngliche Position des Fahrzeuges aus Bild 1 dar. Ziel ist es, das in Bild 2 erneut gefundene Objekt dem zuvor gefundenen Fahrzeug zuzuweisen.

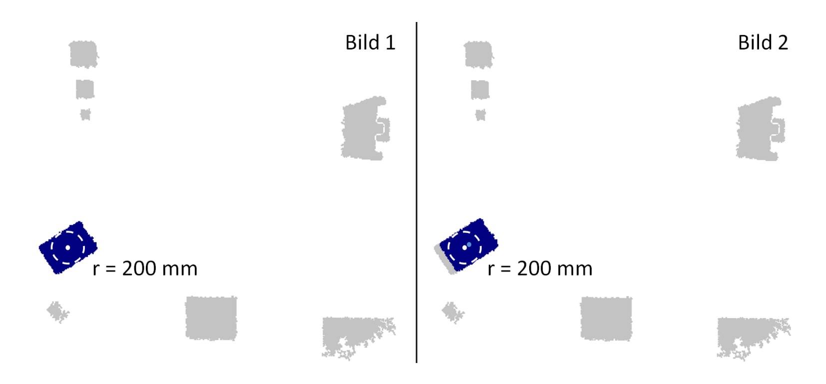


Abbildung 6.7: Das Objekt aus Bild 2 kann dem Objekt aus Bild 1 zugordnet werden, da sich die Position nur sehr geringfügig verändert hat.

Der dargestellte Fall stellt eine einfache Situation dar. Da sich das gesuchte Objekt, hier das Versuchsfahrzeug, nicht sehr schnell bewegt, fällt die Veränderung der Mittelpunktposition nicht sehr groß aus. Deshalb kann in der Nähe der ursprünglichen Position nach einem Mittelpunkt gesucht werden. Der Radius r des Suchfeldes ist in Abbildung 6.7 als gestrichelter Kreis dargestellt. Dieser ergibt sich aus dem Abstand des Mittelpunktes zu dem

Randpunkt, der ihm am nächsten liegt und weißt im hiesigen Beispiel eine Größe von 200 mm auf. Liegt der Mittelpunkt des Objektes des Folgebildes, in Abbildung 6.7 als hellblauer Punkt in Bild 2 dargestellt, innerhalb des Suchfeldes, handelt es sich mit großer Wahrscheinlichkeit um das selbe Objekt.
Schwieriger wird es, wenn sich das Fahrzeug mit hoher Geschwindigkeit bewegt oder eine Aktualisierung über einen längeren Zeitraum nicht möglich ist. In diesem Fall sind der alte und der neue Mittelpunkt weit voneinander entfernt, so dass mehrere Objekte als das gesuchte Fahrzeug in Frage kommen. Ein Grund für eine solche Situation kann neben einer hohen Geschwindigkeit der kurzzeitige Ausfall der Kommunikation oder ein Verlust des Sichtkontaktes auf Grund einer Verdeckung sein. In diesem Fall muss eine weitere Größe mit einbezogen werden, die geschätzte Position (siehe Abschnitt 6.1).

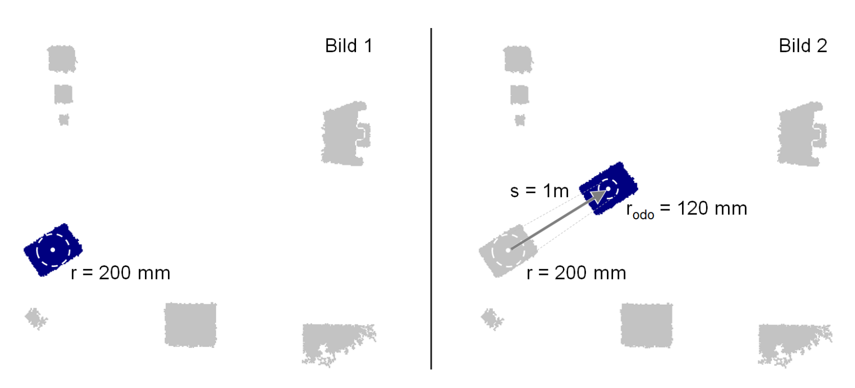


Abbildung 6.8: Das Objekt aus Bild 2 kann dem Objekt aus Bild 1 zugordnet werden, da die geschätzte Position mitgeführt wurde.

Gemäß Abschnitt 6.1, kann unter Verwendung der odometrischen Daten die Position des Fahrzeuges geschätzt und somit der Suchraum deutlich reduziert werden. In vorausgegangenen Versuchen wurde gezeigt, dass der Odometriefehler bei einem ähnlichen Fahrzeug mit vergleichbaren Antrieben,

Abmaßen und Raddurchmessern einen durchschnittlichen Fehler von ca. ± 30 mm auf einen Meter aufweist [2]. Anhand von Stichproben konnte dieser Wert auch für das hier verwendete Versuchsfahrzeug bestätigt werden. Aufgrund der Abweichungen und eines damit verbundenen Kollisionsrisikos ist die Blindfahrt eines Fahrzeuges auf maximal einen Meter beschränkt und der Fehler f_{odo} auf 40 mm/m erhöht worden.
Um nach einer Blindfahrt das Risiko einer Verwechslung, hervorgerufen durch eine falsche Positionsschätzung, zu reduzieren, wird der Suchraum immer weiter verkleinert, je länger die blind verfahrene Strecke s ist. Unter der Annahme, dass der Odometriefehler mit zunehmender Strecke s linear zunimmt, wird der Radius des Suchraums gemäß der folgenden Gleichung verkleinert:

$$r_{odo} = r - \frac{f_{odo} \cdot s}{1000} \tag{6.10}$$

Neben der Eingrenzung des Suchraum durch die geschätzte Position wird die Wahrscheinlichkeit einer Verwechslung zusätzlich reduziert, indem weitere Parameter überprüft werden. Im Folgenden sind alle relevanten und zusätzlichen Eigenschaften aufgeführt:

- Position
- Status
- Geschwindigkeit
- Richtung
- Höhe
- Umfang
- Fläche

Die Überprüfung basiert auf den in Kapitel 6.1 erarbeiteten Näherungsfunktionen. In einem ersten Schritt wird durch Einfügen der aktuell gemessenen Objekteigenschaften in die dazugehörigen Näherungsfunktionen die Wahrscheinlichkeiten einer Übereinstimmung ermittelt. Im folgenden

Schritt werden die Ergebnisse werden gemäß Tabelle 6.4 gewichtet und zu einem Gesamtwert aufsummiert.

Tabelle 6.4: Gewichtungstabelle der Positionsverfolgung.

Priorität	Status	Position	Geschw.	Richtung	Umfang	max.Höhe	Fläche
Ergebnis	True/False	True/False	30	23	23	21	14
Gewichtung			0,27	0,207	0,207	0,189	0,126

Die Parameter Status und Position nehmen eine Sonderstellung ein. Ist das Objekt inventarisiert, wird es von der weiteren Untersuchung ausgeschlossen. Das selbe gilt für den Positionsabgleich mit der geschätzten Position. Liegt der zu untersuchende Mittelpunkt nicht im Suchfeld, gilt das Objekt als nicht gefunden.
Ein Objekt gilt als wieder gefunden, wenn die Position des Mittelpunktes innerhalb des Suchraums liegt, es nicht inventarisiert ist und die Gesamtwahrscheinlichkeit einen Wert von 0,95 ausweist bzw. mit 95%-tiger Wahrscheinlichkeit im Konfidenzintervall liegt.

6.4 Globale Lokalisierung

Ziel der globalen Lokalisierung, auf englisch „global tracking“ ist, ein Objekt zu lokalisieren, dessen initiale Position nicht bekannt ist. Nach Thrun [30] ist dieses Problem deutlich schwieriger zu lösen, als die Positionsverfolgung, da auf weniger Eigenschaften zurückgegriffen werden kann und das Risiko einer Verwechslungen deutlich größer ist.
Basierend auf der bereits in Abschnitt 6.3 angewendeten Analyse der Objekteigenschaften wird für jedes Objekt im System berechnet, mit welcher Wahrscheinlichkeit es sich um das gesuchte Objekt handelt.
Die Eigenschaften, welche für die Analyse herangezogen werden, sind:

- Status
- Geschwindigkeit

- Umfang
- Höhe
- Fläche

Da die initiale Position gänzlich unbekannt ist und nicht wie bei der Positionsverfolgung auf eine ursprüngliche oder eine geschätzte Position zurückgegriffen werden kann, müssen alle Objekte gleichermaßen untersucht werden. Diese Untersuchung erfolgt auf Basis der im vorausgegangenen Abschnitt 6.3 verwendeten Näherungsfunktionen. Alle Eigenschaften werden mit deren Hilfe auf Übereinstimmungen mit dem gesuchten Objekt hin untersucht. Anschließend werden die Ergebnisse nach der in Tabelle 6.5 beschriebenen Gewichtungen bewertet und aufsummiert. Das Ergebnis spiegelt die Wahrscheinlichkeit wieder, mit der es sich um das gesuchte Objekt handelt.

Tabelle 6.5: Gewichtungstabelle der Globalen Lokalisierung.

Priorität	Status	Geschw.	Umfang	max.Höhe	Fläche
Ergebnis		30	23	21	14
Gewichtung		0,34	0,26	0,24	0,16

Der Status nimmt wieder eine Sonderrolle ein. Ein Objekt, welches als „inventarisiert“ geführt ist, kann nicht weiter verwendet werden und wird aus der Liste der möglichen Objekte entfernt. Des weiteren wird nach statischen Objekten gesucht. Ein Fahrzeug, das seine Position verloren hat, bleibt stehen, um nicht mit einem anderen Objekt zu kollidieren. Gesucht wird demzufolge nach Objekten, die aus Sicherheitsgründen still stehen. In Abbildung 6.9 sind die Ergebnisse der Wahrscheinlichkeitsberechnungen für jedes einzelne Objekt visualisiert.
Bei genauer Betrachtung der Objekte in Abbildung 6.9 ist zu erkennen, dass sowohl das Objekt Nummer (4) als auch das Objekt Nummer (8) eine 100%-tige Übereinstimmung mit dem gesuchten Fahrzeug aufweisen. Eine eindeu-

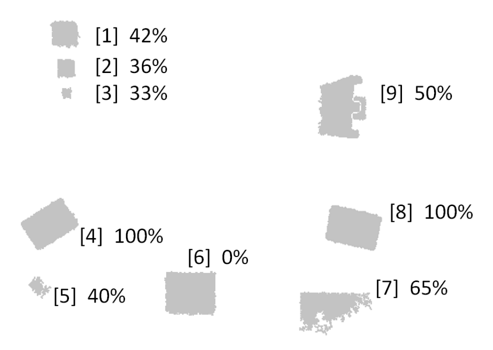


Abbildung 6.9: Dargestellt im überwachten Bereich sind mehrere Objekte mit der Wahrscheinlichkeit, dass es sich um ein FTF handelt.

tige Zuordnung ist durch die Beobachtung eines einzelnen Zustandes nicht möglich. Eine Erweiterung der Methode ist notwendig.
Dazu wird die die Grundidee der Markov-Lokalisierung übernommen. Anstatt einen einzelnen Zustand zu beobachten, werden die Ergebnisse über einen längeren Zeitraum hinweg untersucht.
Dies kann an folgendem Beispiel erläutert werden. Ein Objekt, welches sich im Laufe der Suche bereits bewegt hat, kann nicht mehr das gesuchte Fahrzeug sein, da dieses seit Beginn der Suche stand. Somit kann das bewegte Objekt auch in Zukunft nicht das gesuchte Fahrzeug sein und wird auf Dauer ausgeschlossen. Diese Eigenschaft wird fortlaufend als „starre“ Eigenschaft bezeichnet.
Anders verhält es sich mit den restlichen, den „weichen“ Eigenschaften wie Status, Höhe, Fläche und Umfang. Selbst wenn eine der weichen Eigenschaften vollkommen aus dem Rahmen fällt, wird das zugehörige Objekt nicht aus der Liste der Kandidaten entfernt. Der Grund dafür ist der Situation geschuldet, dass beispielsweise eine drastische Flächenänderung, eine Umfangsänderung oder eine Höhenänderung durch ein dicht vorbeifahrendes anderes Fahrzeug verursacht werden kann und vom Kamerasystem als ein zusammenhängendes Objekt erkannt wird. Um den Einfluss einer in Ab-

bildung 6.10(4) dargestellten kurzzeitigen Änderung zu reduzieren, wird die Gesamtwahrscheinlichkeit mit Hilfe der exponentiellen Glättung 1. Ordnung geglättet (siehe Abschnitt 7.1.2). Da sich auch die Geschwindigkeit durch das kurzzeitige Verschmelzen zweier Objekte drastisch erhöhen kann, muss auch diese geglättet werden. Die Gewichtungsfaktoren α wurden jeweils auf 0,98 festgelegt um eine starke Glättung zu erhalten und da die Suche nicht zeitkritisch ist. Fällt die Wahrscheinlichkeit für die Geschwindigkeit unter einen bestimmten Wert, wird das Objekt aus der Kandidatenliste entfernt.

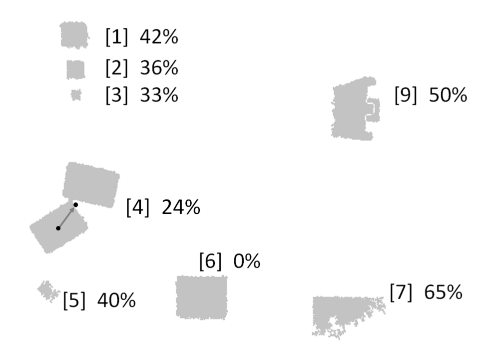


Abbildung 6.10: Dargestellt ist die kurzfristige Verschmelzung zweier Fahrzeuge.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die globale Lokalisierung auf einem probabilistischen Verfahren beruht, welches über längere Zeit angewendet wird, um per Ausschlussverfahren das gesuchte Fahrzeug zu finden. Die dabei untersuchenden Eigenschaften können entweder starr oder weich sein. Die starre Eigenschaft „Geschwindigkeit“ kann ein Ausschlusskriterium sein. Wird ein Grenzwert der Geschwindigkeitswahrscheinlichkeit unterschritten, kann mit großer Sicherheit gesagt werden, dass es sich bei dem untersuchten Objekt nicht um das gesuchte Fahrzeug handelt. Weiche Eigenschaften führen auch zu einer Veränderung der Gesamtwahrscheinlichkeit, jedoch nicht zu einem Ausschluss des untersuchten Objektes.

6.5 Kidnapped Robot Problem

Das kidnapped Robot Problem ist das letzte und schwierigste Lokalisierungsproblem. Das Fahrzeug glaubt in diesem Fall zu wissen, wo es ist. Tatsächlich fand jedoch eine Verwechslung mit einem anderen Objekt statt. Auf Grund der Verwechslung und auf Basis einer falschen Position, gefährdet das Fahrzeug sein Umfeld durch mögliche Kollisionen. Die Herausforderung besteht darin diese Fehler frühzeitig zu erkennen.
Verhindert werden soll diese Situation mit Hilfe der vorgestellten Positionsverfolgung (siehe Abschnitt 6.3), während derer permanent die kinematischen als auch die geometrischen Eigenschaften überprüft werden. Darüber hinaus wird das Suchfeld durch die geschätzte Position möglichst stark eingeschränkt, um andere Objekte von vorn herein auszuschließen.
Trotzdem kann es auf Grund einer Verdeckung oder einer Störung dazu kommen, dass das Fahrzeug kurzzeitig rein odometrisch fährt. Die Wahrscheinlichkeit, dass es zu einem Fehler kommt, ist in einer solchen Situation am größten. Damit ein Fehler unentdeckt bleibt, müssen sowohl die kinematischen, als auch die geometrischen Eigenschaften zweier Fahrzeuge übereinstimmen. Das heißt sie müssen die selbe Form haben, als auch gleich schnell sein und in die selbe Richtung fahren.
Da die Identifikation der Fahrzeug auf probabilistischen Ansätzen beruht, kann diese nicht zu 100% gewährleistet werden. Auch wenn eine Verwechslung höchst unwahrscheinlich ist, kann sie auch durch die kommunikationsgestützte Lokalisierung nicht ausgeschlossen werden.

6.6 Zusammenfassung

Im voraus gegangenen Kapitel wurden mit der Selbstidentifikation die Grundlagen für eine erfolgreiche Lokalisierung gelegt. Aufbauend auf den in Kapitel 5 herausgearbeiteten Objekteigenschaften, wurden diese eingesetzt, um Methoden zur Lösung der drei großen Lokalisierungsprobleme vorzustellen,

die Positionsverfolgung, die globale Lokalisierung und des kidnapped Robot Problems. Zuvor wurden die Eigenschaften einer gründlichen Analyse unterzogen, um deren Rauschverhalten zu studieren. Basierend auf der Häufigkeit der Abweichungen, konnten Näherungsfunktionen ermittelt werden. Mit diesen kann eine Aussagen über die Wahrscheinlichkeit getroffen werden, in welchem Umfang die gemessenen Eigenschaften den des gesuchten Objektes entsprechen. Im Anschluss werden die resultierenden Eigenschaften, basierend auf einer vorausgegangenen Nutzwertanalyse, gewichtet und zu einem Gesamtergebnis aufsummiert. Abhängig vom jeweiligen Lokalisierungsproblem werden unterschiedliche Eigenschaften mit unterschiedlichen Gewichtungen analysiert.

7 Funktionsdemonstration und Bewertung

Die in dieser Dissertation vorgestellten Methoden werden im Folgenden anhand mehrerer Versuche demonstriert und die Ergebnisse bewertet. Geeignet für die Überprüfung komplexer Sachverhalte ist, nach Kaner et al. [20], der Einsatz von Testszenarien, die auch aus mehreren Testfällen bestehen können. In diesem Kapitel wird die Positioniergenauigkeit des Systems anhand verschiedener Szenarien getestet und bestimmt. Dafür werden einige Vorversuche durchgeführt und diskutiert. Zunächst werden die geometrischen und hardwarespezifischen Randbedingungen definiert (siehe Abschnitt 7.2.1) bevor im Abschnitt 7.2 auf den Aufbau der Versuche eingegangen wird. In Abschnitt 7.3 werden die einzelnen Einflussfaktoren untersucht, die zu einer Verringerung der maximal fahrbaren Geschwindigkeit und zu einer Gefährdung der Echtzeitfähigkeit führen können. Darüber hinaus spielt das Filtern pro-



Abbildung 7.1: Fotografie der Versuchsfläche mit Versuchsfahrzeug und einer Sensoreinheit.

zessrelevanter Größen, wie die Fahrzeugorientierung und die Geschwindigkeit, eine wichtige Rolle. Aus diesem Grund werden Versuche zur Bestimmung der Filter und deren Faktoren durchgeführt und ausgewertet (siehe Abschnitt 7.4), um diese Größen möglichst genau bestimmen zu können. Die Ergebnisse dieser Vorversuche fließen in den letzten Abschnitt 7.5 ein, worin die Leistung des Gesamtsystems in Hinblick auf die Positioniergenauigkeit untersucht und diskutiert wird.

7.1 Methodenübersicht

In der Arbeit wird für die Auswertung einiger Versuche auf etablierte, bestehende Methoden zurückgegriffen. Diese werden im folgenden Unterkapitel erläutert.

7.1.1 Stichprobenumfang

Neben den Versuchsergebnissen selbst, spielt auch die Menge an durchgeführten Versuchen eine wichtige Rolle, um ein aussagekräftiges Gesamtergebnis zu erzielen. Die Qualität des Ergebnisses korreliert direkt mit der Anzahl an durchgeführten Versuchen. Um abschätzen zu können, wie hoch die Versuchsanzahl n sein sollte, kann auf die Formel für den Stichprobenumfang zurückgegriffen werden [17]:

$$n \geq \frac{z^2 \cdot \sigma^2}{e^2} \tag{7.1}$$

Während n die minimale Anzahl an Versuchen beschreibt, die durchgeführt werden sollten, ergibt sich z aus dem Wert des angestrebten Konfidenzniveaus der Standardnormalverteilung. Aus dem gängigen Konfidenzniveau von 95% ergibt sich z = 1,96. Die Standardabweichung wird durch σ beschrieben und e beschreibt die Fehlergrenze.

7.1.2 Exponentielle Glättung 1. Ordnung

In diesem Abschnitt wird das Verfahren der exponentiellen Glättung 1. Ordnung nach Schroeder et al. [28] beschrieben. Es dient als Grundlage für die meisten Glättungsverfahren, die bei der Auswertung der Daten verwendet wurden.
Zur Berechnung des exponentiell geglätteten Mittelwertes $S_{\mathrm{t}}^{(1)}(x)$ wird wie folgt vorgegangen:

$$S_{\mathrm{t}}^{(1)}(x) = \alpha \cdot x_{\mathrm{t}} + (1-\alpha) \cdot S_{\mathrm{t}-1}^{(1)}(x) \ . \tag{7.2}$$

Wobei α der Gattungsfaktor, x_{t} der aktuelle Messwert und $S_{\mathrm{t}-1}^{(1)}(x)$ das Ergebnis der vorangegangenen Glättung ist. Das Ergebnis wird nicht allein durch den aktuellen Messwert bestimmt, sondern auch zu einem Anteil $(1-\alpha)$ vom vorausgegangenen Ergebnis. Dieser Anteil wird durch den Glättungsfaktor α bestimmt. Wird der Glättungsfaktor zum Beispiel auf 0,1 festgelegt, hat das zur Folge, dass der aktuelle Messwert zu 10% und das alte Ergebnis zu 90% in das neue Ergebnis einfließt. Der Vorteil dieser Methode besteht darin, dass Ausreißer einen geringen Einfluss auf das Ergebnis haben. Ein Nachteil ist jedoch, dass tatsächliche Änderungen, so genannte Trends, erst nach einer gewissen Zeit erkannt werden.

7.1.3 Exponentielle Glättung 2. Ordnung (nach Brown)

Ein Vorteil der exponentiellen Glättung 2. Ordnung gegenüber der Glättung 1. Ordnung ist, dass auf Trendänderungen schneller reagiert werden kann [28]. Um das zu ermöglichen, werden bei der Glättung 2. Ordnung die Ergebnisse der exponentiellen Glättung 1. Ordnung nochmals geglättet. Als Resultat erhält man zwei Zwischenwerte, deren Differenz als Trendkorrektur dient.
Begonnen wird mit der Berechnung des ersten Zwischenwertes $S_{\mathrm{t}}^{(2)}(x)$, analog der Berechnung der exponentiellen Glättung 1. Ordnung:

$$S_t^{(1)}(x) = \alpha \cdot x_t + (1-\alpha) \cdot S_{t-1}^{(1)}(x) \ . \tag{7.3}$$

Der 2. Zwischenwert wird folgendermaßen ermittelt (folgend als $S_t{}^2(x)$ bezeichnet):

$$S_t^{(2)}(x) = \alpha \cdot S_t^{(1)}(x) + (1-\alpha) \cdot S_{t-1}^{(2)}(x) \ . \tag{7.4}$$

In der ersten Periode sind der 1. und der 2. Zwischenwert $S_t^{(1)}(x)$ und $S_t^{(2)}(x)$ identisch. Erst ab der 2. Periode weichen die beiden Werte voneinander ab. Beide Werte liegen auf einer Geraden, deren Steigung den Trend der Bedarfswerte kennzeichnet. Die Steigung wird deshalb folgendermaßen errechnet:

$$b_t = \frac{\alpha}{1-\alpha} \cdot (S_t^{(1)}(x) - S_t^{(2)}(x)) \ , \tag{7.5}$$

wobei der Bruch $\frac{\alpha}{1-\alpha}$ die Verzögerung darstellt, mit der die Vorhersagewerte der exponentiellen Glättung 1. Ordnung beim Auftreten von trendmäßigen Entwicklungen hinter der tatsächlichen Entwicklung zurückbleiben. Aus den beiden Zwischenwerten kann ein aktueller Trendwert a_t bestimmt werden:

$$a_t = 2 \cdot S_t^{(1)}(x) - S_t^{(2)}(x) \ . \tag{7.6}$$

Der Prognosewert x_{T+1} für den Zeitpunkt T folgt aus der Verknüpfung des aktuellen Trendwerts und der Steigung:

$$x_{T+1} = a_t + b_t \, . \tag{7.7}$$

7.1.4 Bestimmtheitsmaß

Das Bestimmtheitsmaß R^2, ist ein statistisches Maß zur Qualifizierung der linearen Regression. Es ist ein Prozentsatz der Variation der Reaktionsvariablen, die durch die angepasste Regressionslinie erklärt wird. Ist $R^2 = 0$,

bedeutet das, dass die eingepasste Linie keine der Variabilitäten der Antwortdaten um ihren Mittelwert herum erklärt. Ein R^2 von 1 wiederum bedeutet, dass die eingepasste Linie die gesamte Variabilität der Antwortdaten um ihren Mittelwert herum erklärt. Im Allgemeinen gilt: Je größer R^2, desto besser passt die angepasste Gleichung zu ihren Daten. Das Bestimmtheitsmaß wird durch folgende Gleichung beschrieben, wobei y_i dem Messwert, $\bar{y}$ dem empirischen Mittelwert und $\widehat{y}_\mathrm{i}$ dem Schätzwert entsprechen:

$$R^2 = \frac{\sum(\widehat{y}_\mathrm{i} - \bar{y})^2}{\sum(y_\mathrm{i} - \bar{y})^2} \tag{7.8}$$

7.1.5 Boxplot-Diagramm

Boxplot-Diagramme dienen der grafischen Darstellung sowohl von Merkmalsausprägungen als auch von Extremwerten und Ausreißern [4]. Das Beispiel eines Boxplot-Diagramms ist in Abbildung 7.2 dargestellt. Dabei wird das Kernintervall, der Interquartilsabstand, vom unteren 25%-Quantil und oberen 75%-Quantil begrenzt ([31], S. 35). Die Querlinie innerhalb des Interquartilsabstands charakterisiert den Median. Die Whiskers, wie die T-förmigen Antennen außerhalb der Box heißen, enden beim kleinsten oder größten beobachteten Wert, welcher noch nicht als Ausreißer eingestuft wird [31]. Ausreißer bezeichnen „alle beobachteten Merkmalswerte, die mehr als das 1,5-Fache des Interquartilsabstands, jedoch weniger als das 3-fache des Interquartilsabstands unterhalb des unteren bzw. oberhalb des oberen Quartils liegen“ ([9], S. 117).

7.2 Aufbau der Versuchsreihe

Im folgenden Kapitel wird der Aufbau der Versuche erläutert. Dabei wird sowohl auf die Umgebungsbedingungen, genauer die Halle, in denen die

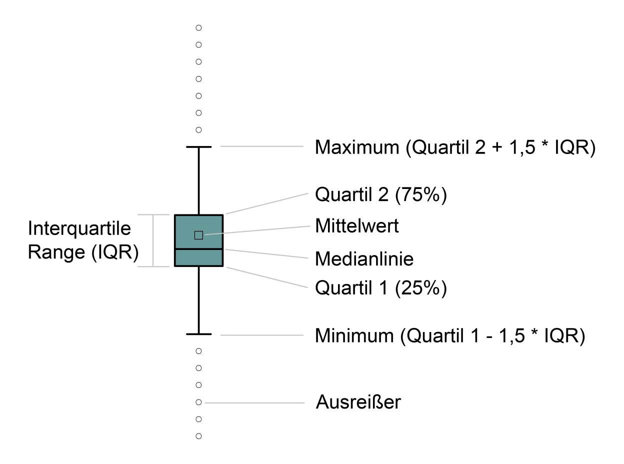


Abbildung 7.2: Beispiel einer Boxplot-Darstellung.

Versuche durchgeführt wurden eingegangen, als auch auf den Versuchsaufbau und das verwendete Versuchsfahrzeug.

7.2.1 Umgebungsbedingungen und Infrastruktur

Folgend werden tabellarisch die Bedingungen aufgeführt, unter welchen die Versuche durchgeführt wurden. Sie sind unterteilt in Umgebungsbedingungen, die durch die zur Verfügung stehenden Räumlichkeiten entstehen, die infrastrukturellen Randbedingungen, welche die geometrischen Ausmaße des Versuchsaufbaus beschreiben, das verwendete Sensorsystem und das eingesetzte Kommunikationsprotokoll.

7.2.2 Versuchsfahrzeug

Für die Durchführung der Versuche wurde auf ein vorhandenes fahrerloses Transportfahrzeug (FTF) zurückgegriffen (siehe Abbildung 7.30(a)). Die Lokalisierungssoftware und die Regelungstechnik des FTS wurden an die kommunikationsgestützte Lokalisierung angepasst.

Tabelle 7.1: Umgebungsbedingungen, Infrastruktur und genutzte Komponenten für die Versuchsdurchführung.

Umgebungsbedingungen	
Lichtverhältnisse	Tageslicht mit stellenweise direkter Sonneneinstrahlung
Hallenboden	Grauer, leicht reflektierender Betonindustriehallenboden mit starken Gebrauchsspuren in Form von Kratzern, leichten Unebenheiten und Schmutz
Infrastruktur	
Bodenabstand des Sensors	Ca. 5,78 m
Neigungswinkel des Sensors	1,9° in x-Richtung und -3,4° in y-Richtung (siehe Abschnitt 4.1.3)
Überwachte Fläche	Ca. $36m^2$, abzüglich fehlerbehafteter Randbereiche in vertikaler Richtung
Kamerasystem	
Tiefenbildkamera	Kinect Version 2 von Microsoft [24]
Auswerteeinheit	Personal Computer mit einem Intel i7 Prozessor, 8 GByte RAM und Onboard-Grafikkarte
Programmiersprache	C#
Kommunikation	
Netzwerk	Intranet
Kommunikatoinsprotokoll	MQTT (siehe Abschnitt 5.4)

Eine Herausforderung stellt das Fahrverhalten des FTF durch den außermittigen Drehpunkt dar. In Abbildung 7.30(b) ist eine schematische Darstellung der Draufsicht des Versuchsfahrzeuges zu sehen. Dargestellt sind der Drehpunkt, der alte und der neue Fahrzeugmittelpunkt, die Drehrichtung und die gemessene und die tatsächliche Orientierung. Zu erkennen ist, dass die tatsächliche Orientierung nicht der Orientierung entspricht, welche sich aus den beiden Mittelpunktpositionen berechnen lässt, da das Heck des Fahrzeuges bei einer Kurvenfahrt ausschert. Dieser Effekt ist um so größer, je enger der gefahrene Kurvenradius ist. Mit dem Ziel die kommunikationsgestützte Lokalisierung unter erschwerten Bedingungen zu testen, wurde das Fahrzeug und dessen Fahrwerk dennoch für die Versuche ausgewählt. In Tabelle 7.2 sind die geometrischen Parameter und relevante Komponenten des FTS aufgeführt.

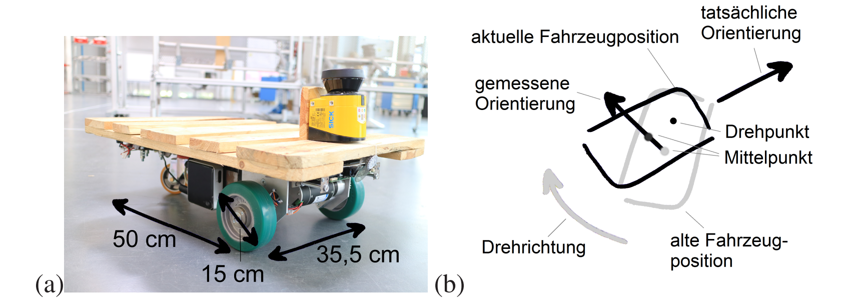


Abbildung 7.3: (a) Bild des verwendeten Versuchsfahrzeugs [8] mit dessen geometrischen Maßen. (b) Skizzierte Darstellung des aus einer Kurvenfahrt resultierenden Orientierungsfehlers, hervorgerufen durch den außermittigen Drehpunkt.

7.2.3 Referenzmessverfahren

Für die Untersuchung der Genauigkeit der Positionierung wird ein Referenzsystem benötigt, mit dem die exakte Position des Versuchsfahrzeuges

Tabelle 7.2: Geometrische Parameter und relevante Komponenten des Versuchs-FTS.

Außenabmaße	$L = 600\,\text{mm}$, $B = 400\,\text{mm}$, $H = 340\,\text{mm}$
Oberflächenmaterial	Holz, rau und mit Höhenunterschieden
Fahrwerk	Differenzialantrieb mit drehbar gelagerter Bockrolle am Heck (siehe Abbildung 7.30 (a))
Bereifung	Antriebsräder der Firma Blickle mit einem rutschfesten Belag und einer Belaghärte von 75° Shore A.
Fahrzeugregler	Regler von Shulpa Gulati et al. [15] für besonders runde Bewegungen
Programmiersprache	C#

an seiner Zielposition bestimmt werden kann. Zu diesem Zweck bietet sich das HTC Vive System des Unternehmens „High Tech Computer Corporation (HTC)“ an, ein System zur Generierung einer virtuellen Realität. Es besteht aus einem Headset und zwei Controllern, die mit Hilfe zweier fest installierter Laseremitter, den so genannten Lighthouses, ihre Position im Raum millimetergenau ermitteln können [12].
Die Genauigkeit des Systems und dessen Anwendbarkeit wurden bereits von Niehorster et al. [23] untersucht. Sie konnten nachweisen, dass das Vive-Headset zwei große Probleme aufweist. Erstens sind Roll- und Neigungsmessungen, sowie Änderungen der Höhenmessungen stark fehlerbehaftet. Der Grund dafür ist, dass das Vive System eine Referenzebene definiert, die nicht der tatsächlichen Bodenebene entspricht. Zweitens wird jedes Mal, wenn das Signal des Headsets verloren geht und die Tracking-Funktion wieder hergestellt wird, die Referenzebene geändert.
Da Roll- und Neigungsmessungen bei den Positionierversuchen nicht durchgeführt werden und das Versuchsfahrzeug den Sichtbereich der Lighthouses

nicht verlässt, es also nicht zu einer Unterbrechung des Controllersignals kommt, konnte das Vive-System als Referenzsystem für die Positionierversuche gewählt werden.
Im Vorfeld der Versuche wurden eigene Genauigkeitsmessungen durchgeführt, in denen die Position nur eines Controllers ermittelt wurde. Zu diesem Zweck wurde dieser fest auf einer Kiste montiert, die durch einen Holzrahmen versteift wurde, um Verformungen zu verhindern. Der Controller befand sich dabei auf einer vergleichbaren Höhe, in der er auch auf dem Versuchsfahrzeug während der Positionierversuche installiert war. Damit eine Aussage über die Güte der Positioniergenauigkeit des HTC Vive Systems getroffen werden kann, wurde die Kiste mit dem Controller wiederholt an mehreren vorher definierten Stellen platziert. Um sicher zu stellen, dass die Position an den jeweiligen Messpunkten unverändert bleibt, wurden zwei Stahlplatten L-förmig auf dem Boden platziert und als Anschlag verwendet (siehe Abbildung 7.4).

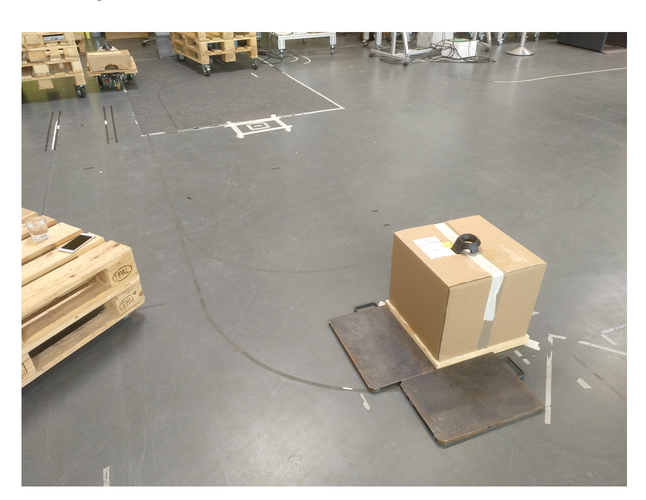


Abbildung 7.4: Die Ermittlung der Positioniergenauigkeit der HTC Vive Controller erfolgte, indem ein auf einer Kiste fixierter Controller wiederholt an der selben Stelle platziert und die Position aufgezeichnet wurde.

Nach jeder erneuten Positionierung wurden die Koordinaten des Controllers über 300 Messungen hinweg gemittelt und die resultierende Position aufgezeichnet. Abbildung 7.5 zeigt jeweils 15 ermittelte Positionen (grüne Punkte) des Controllers an 6 Zielpositionen in der Raumebene.

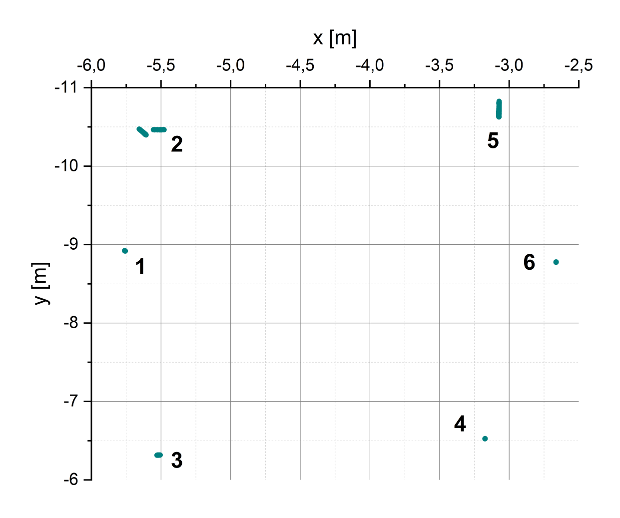


Abbildung 7.5: Die Ermittlung der Positioniergenauigkeit der HTC Vive Controller erfolgte, indem ein auf einer Kiste fixierter Controller wiederholt an vorher definierten Stellen platziert und die Position aufgezeichnet wurde.

Die Ergebnisse der Versuche sind in Abbildung 7.6 in Form von Boxplot-Diagrammen dargestellt. Auf der horizontalen Achse sind die einzelnen Positionen P1…6 aufgetragen, unterteilt in x- und y-Koordinaten. Auf der vertikalen Achse sind die Abweichungen in Millimetern vom Mittelwert aller ermittelten Werte pro Position aufgetragen. Die Genauigkeit unterliegt Schwankungen, die von der jeweiligen Position abhängen. Diese sind auf die schlechte Sichtbarkeit der Laseremitter zurück zu führen. Betrachtet man die Messungen der x- und y-Koordinaten getrennt voneinander, weisen 8 der 12 Messungen in 50% der Fälle eine Abweichung von unter 2 mm

auf, 3 von unter 6 mm und eine Messung von unter 15 mm.
Da die Abweichungen der Positionsbestimmung des Controllers in einem Bereich liegen, der deutlich unter den der erwarteten Positionierfehler des Versuchsfahrzeuges liegen, kann das Vive-System als Referenzsystem eingesetzt werden.

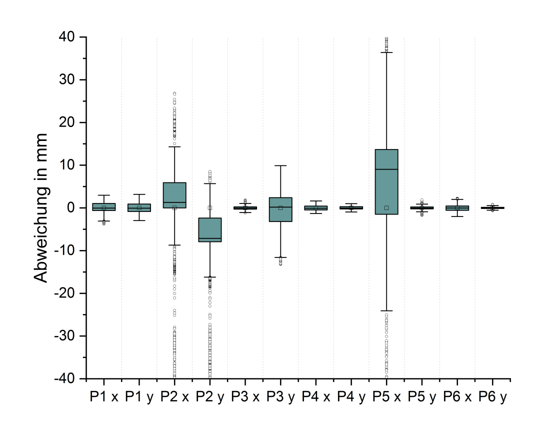


Abbildung 7.6: Boxplot-Diagramm der Positionsabweichungen des Vive- Controllers an sechs verschiedenen Positionen jeweils in x- und y-Richtung.

7.3 Ermittlung der maximalen Fahrgeschwindigkeit

Die mögliche maximale Fahrgeschwindigkeit hängt stark von der Latenz des Gesamtsystems ab. Sie spielt vor allem dann eine Rolle, wenn es um die Positionsbestimmung während der Fahrt geht. Ist die Gesamtlatenz bekannt, kann damit berechnet werden, welche Geschwindigkeit ein Fahrzeug maximal erreichen darf, um innerhalb einer festgelegten Fehlertoleranz der Position zu bleiben. Als maximale Fehlertoleranz wurden in dieser Arbeit 15 cm angenommen. Dieser Wert ergibt sich aus der Fahrzeugbreite zuzüg-

lich einer Sicherheit von 5 cm. Unterhalb der Fehlertoleranz kann eine Verwechslung zweier Fahrzeuge ausgeschlossen werden (siehe Abschnitt 6.3 in Kapitel 6).
Die Gesamtlatenz setzt sich aus der Summe mehrerer spezifischer Einzellatenzen zusammen. Diese entstehen durch die endliche Bildrate, die Dauer der Datenverarbeitung und der Datenübertragung und die Anwendung von Filtern für eine vorher definierte Positioniergüte.

Bildrate

Die Bildrate, mit der neue Daten zur Verarbeitung vom Sensor zur Verfügung gestellt werden, ist abhängig von der Leistung des verwendeten Sensors. Die im Testaufbau verwendete Tiefenbildkamera verfügt über eine Bildrate von maximal 30 Bildern in der Sekunde, die jedoch nur selten erreicht wird und von der deshalb nicht ausgegangen werden kann. Aus diesem Grund wurde untersucht, wie stabil die Bildrate ist und mit welcher Rate im weiteren Verlauf gerechnet werden kann.
Auf Basis einer stichprobenartigen Untersuchung mit einer Anzahl von N = 100 Datensätzen und einer vorläufigen Standardabweichung von $\sigma = 0,04\,\mathrm{s}$, ergab sich durch die Verwendung der Methode des Stichprobenumfangs 7.1.1 bei einem Konfidenzniveau von 95%, einem daraus resultierenden $z = 1,96$ und einer Fehlergrenze von $1/100\,\mathrm{s}$ eine minimal benötigte Versuchsanzahl n von

$$n \geq \frac{1,96^2 \cdot 0,043^2}{0,001^2} \geq 7103 \tag{7.9}$$

Versuchen, um ein aussagekräftiges Ergebnis zu erhalten. Die Auswertung von 7500 Messdaten liefert folgendes Ergebnis:

Aus dem Ergebnis geht hervor, dass die Bildrate im Durchschnitt mit 15,57 Bildern in der Sekunde nur knapp über der Hälfte der maximal möglichen

Tabelle 7.3: Auswertungsergebnisse der Bildraten.

Latenz	**Messwert**
Empir. Mittelwert	0,064 s
Standardabweichung	0,034 s
95% Perzentil	0,095 s

Bildrate liegt. Darüber hinaus weist die hohe Standardabweichung auf starke Schwankungen hin.

Datenverarbeitung

Die Datenverarbeitung findet sequenziell auf zwei unterschiedlichen Geräten statt, auf der Sensoreinheit und auf dem Fahrzeug. Die Zeit, die dafür benötigt wird, trägt zur Gesamtlatenz des Systems bei. Beim Sensorsystem ist es die Zeit, die vergeht, bis die Messwerte analysiert, die Objekte segmentiert, die Objekteigenschaften herausgearbeitet und alle Informationen zu einer Nachricht zusammengefasst sind. Auf dem Versuchsfahrzeug wird die Latenz durch die Zeit beschrieben, die vergeht, bis die Nachricht empfangen ist, die Eigenlokalisierung stattgefunden hat, die Wegplanung abgeschlossen ist und die Motoren angesteuert wurden.
Eine Stichprobe der Datenverarbeitungsdauer des Sensors und des Fahrzeuges mit einer Anzahl von jeweils $N = 100$ Messwerten bei einer vorläufigen Standardabweichung von $\sigma = 0{,}0005\,\mathrm{s}$ beim Sensorsystem und $\sigma = 0{,}00036\,\mathrm{s}$ ergab bei einem Konfidenzniveau von 95%, einem daraus resultierenden $z = 1{,}96$ und einer Fehlergrenze von $0{,}0005\,\mathrm{s}$ eine minimale Anzahl an durchzuführenden Versuchen n_{Sensor} und n_{FTF} von

$$n_{\mathrm{Sensor}} \geq \frac{1{,}96^2 \cdot 0{,}005^2}{0{,}0005^2} \geq 385 \qquad (7.10)$$

Tabelle 7.4: Auswertungsergebnisse der Datenverarbeitungszeiten.

Latenz	Sensoreinheit	Fahrzeug
empir. Mittelwert	0,037 s	0,000519 s
Standardabweichung	0,0052 s	0,000465 s
95% Perzentil	0,048 s	0,0011 s

$$n_{\text{FTF}} \geq \frac{1,96^2 \cdot 0,00036^2}{0,0001^2} \geq 50. \tag{7.11}$$

Die Analyse der Datenverarbeitungszeiten über 2700 Messwerte beim Sensorsystem und 1000 Messungen beim Fahrzeug mit einer variierenden Anzahl an Objekten im Sichtfeld der Kamera liefern die folgenden Ergebnisse:

Datenübertragung

Die Latenz, die aus der Datenübertragung resultiert, spiegelt die Dauer wieder, die eine Nachricht ab dem Anfang des Versendevorgangs bis hin zum Empfang benötigt. Diese Zeit wird auch als Sendedauer bezeichnet. Damit eine exakte Messung durchgeführt werden kann, muss der Zeitmesser des Senders exakt mit dem des Empfängers synchronisiert sein. Da dies nur sehr schwierig zu bewerkstelligen ist, wurden zu Analysezwecken Sender und Empfänger, in zwei separaten Programmen, auf dem selben Rechner ausgeführt. Die Übertragung der Nachricht kann dadurch leicht von dem des realen Experiments abweichen. Während der Untersuchung war der Rechner über ein 2,4 GHz WLAN mit dem Netzwerk verbunden, um den ungünstigsten Fall abzudecken. Die Nachricht wurde per WLAN an einen Hotspot geschickt, von dort per LAN zum MQTT-Broker weitergeleitet, welcher die Nachrichten verwaltet. Von dort aus wurde sie zurück an den Hotspot und dann per WLAN an den Testrechner übermittelt. Am Test-

rechner wurde anschließend die Zeitdifferenz zwischen Senden und dem Empfangen ermittelt und aufgezeichnet.
Mit dem Ziel ein aussagekräftiges Ergebnis zu erhalten, wurde wiederum der Stichprobenumfang ermittelt, um die Mindestanzahl $n_{\text{Sendedauer}}$ an durchzuführenden Versuchen zu ermitteln. Vorbereitend musste jedoch erst die durchschnittliche Nachrichtenlänge festgestellt werden. Um die Mindestversuchszahl $n_{\text{Nachrichtenlänge}}$ zu bestimmen wurde auch hier zu Beginn eine Stichprobe erhoben:

$$n_{\text{Nachrichtenlänge}} \geq \frac{1,96^2 \cdot 210^2}{10^2} \geq 1695 \tag{7.12}$$

Das Ergebnis der Untersuchung von 1700 Messwerten ergab eine durchschnittliche Nachrichtenlänge von

$$\text{durchschnittliche Nachrichtenlänge} \approx 1450 \tag{7.13}$$

Zeichen. Auf Basis dieser Nachrichtenlänge konnte die durchschnittliche Sendedauer der Nachrichtenübertragung ermittelt werden. Die Untersuchung des Stichprobenumfangs ergab eine Mindestversuchszahl von

$$n_{\text{Nachrichtenlänge}} \geq \frac{1,96^2 \cdot 0,0073^2}{0,001^2} \geq 199 \tag{7.14}$$

Die durchgeführten Tests erfolgten im internen Netzwerk des IFL. Die erzielten Resultate nach 1000 Messungen sind in der folgenden Tabelle wiedergegeben:

Rauschunterdrückung

Die Latenz, hervorgerufen durch die Rauschunterdrückung (siehe Abschnitt 4.1.7), ist auch abhängig von der Sendedauer. Durch die bei der Rauschunterdrückung gewählten Parameter für die Steigungsrate und die Erscheinungsgrenze, muss ein Bildpunkt mindestens zweimal hintereinander als re-

Tabelle 7.5: Auswertungsergebnisse der Datenverarbeitungszeiten.

Latenz	**Messwert**
empir. Mittelwert	0,0202 s
Standardabweichung	0,0237 s
95% Perzentil	0,0205 s

Tabelle 7.6: Auswertungsergebnisse der Bildraten/Rauschunterdrueckung.

Latenz	**Messwert**
Empir. Mittelwert	0,064 s
Standardabweichung	0,034 s
95% Perzentil	0,095 s

levant eingestuft werden, damit er wahrgenommen wird. Aus diesem Grund entspricht die resultierende Latenz der Sendedauer:

Latenzen auf einen Blick

In der Tabelle 7.7 sind alle analysierten Latenzen inklusive der Gesamtlatenz aufgeführt.
Auffällig ist, dass die Standardabweichungen größtenteils sehr groß ausfallen und sich sogar in der Größenordnung der Mittelwerte befinden. Dadurch ist die daraus errechnete Maximalgeschwindigkeit nicht sehr aussagekräftig. Deshalb wurde als Gesamtverarbeitungszeit die Summe aller 95% Perzentile verwendet. Aus der errechneten Gesamtlatenz ergibt sich bei einem maximal zulässigen Positionierfehler von $\pm 0,15\,\mathrm{m}$ eine maximale Geschwindigkeit v von

Tabelle 7.7: Mittelwert basierte Ergebnisse der analysierten Latenzen inklusive der Gesamtlatenz.

Latenz durch	**Zeit [s]**	**emp. Stabw. [s]**	**95% Perzentil [s]**
1 / Bildrate	0,06421	0,0340	0,095
Verarb.zeit Sensor	0,03706	0,0052	0,048
Sendedauer	0,02018	0,0237	0,0205
Verarb.zeit FTF	0,00052	0,0005	0,0011
Rauschfilter	0,06421	0,0340	0,095
Gesamtlatenz	**0,186**	**0,097**	**0,260**

$$v = \frac{\mathrm{s}}{\mathrm{t}} = \frac{0,15\,\mathrm{m}}{0,260\,\mathrm{s}} = 0,577\,\frac{\mathrm{m}}{\mathrm{s}} \tag{7.15}$$

Mit dem Ziel, einen negativen Einfluss der Latenz auf die durchgeführten Positionierversuche zu vermeiden, wurde die Fahrzeuggeschwindigkeit in den folgenden Versuchen auf $0,2\,\mathrm{m/s}$ gedrosselt.

Diskussion

Mit dem aktuell aufgebauten System können fahrerlose Transportfahrzeuge mit einer maximalen Geschwindigkeit von $0,577\,\mathrm{m/s}$ frei navigierend im überwachten Bereich fahren, ohne dass der durch die Latenz verursachte Positionierfehler größer als $\pm 15\,\mathrm{cm}$ wird. Aus den in Abbildung 7.7 dargestellten einzelnen Latenzen geht hervor, dass die Bildrate und die Rauschunterdrückung die größten Auswirkungen auf die Gesamtlatenz haben.
Bei näherer Untersuchung der Entstehung der Gesamtlatenz fällt auf, dass die Datenverarbeitung im Durchschnitt mehr Zeit benötigt, als die minimale Schrittweite $(1/Bildrate_{\mathrm{max}})$ der Kinect zwischen zwei Bildern von $0,033\,\mathrm{s}$. Das hat zur Folge, dass Messungen verworfen werden, da das System immer noch mit der Auswertung der alten Messwerte beschäftigt ist. Würde

man die Verarbeitungszeit des Sensorsystems auf unter 0,033 s reduzieren, könnte die maximale Bildrate ausgenutzt werden. Dies führte auch zu einer deutlichen Reduktion der Rauschfilterlatenz, da diese direkt mit der Bildrate korreliert und zu einer deutlichen Erhöhung der maximal zulässigen Fahrzeuggeschwindigkeit. Bei gleichbleibend großen Zeiten der restlichen Latenzen ist alleine durch eine Reduktion der Sensorverarbeitungszeit auf unter $0,033\,\mathrm{s}$ eine Verringerung der Gesamtlatenz auf $0,12\,\mathrm{s}$ möglich, was zu einer theoretischen Maximalgeschwindigkeit von $1,24\,\mathrm{m/s}$ führt. Neben der Optimierung des gesamten Sensordatenverarbeitungsprozesses biete eine Überarbeitung des Segmentierungsalgorithmus Potential, da dieser einen großen Teil der Verarbeitungszeit in Anspruch nimmt (siehe Abschnitt 4.2.2). Darüber hinaus kann auch die Überarbeitung der Formabstraktion zu einer Reduktion der Verarbeitungszeit führen (siehe Abschnitt 5.3). Obwohl der Douglas-Peucker-Algorithmus nur sehr lokal eingesetzt wird, ist er dennoch rechenintensiv und könnte in Zukunft durch einen anderen Algorithmus oder eine andere Methode ersetzt werden.

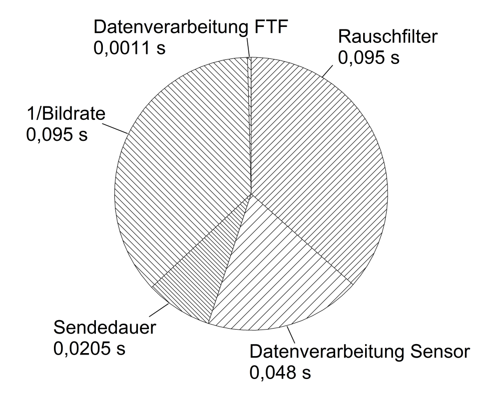


Abbildung 7.7: Verhältnismäßige Darstellung aller Latenzen.

7.4 Ermittlung der Filtereinstellungen

Die aktuelle und die vergangene Position des FTF und die daraus abgeleitete Orientierung und die Objektgeschwindigkeit haben einen Einfluss auf die zukünftige Trajektorie, die das FTF abfährt und daher auf die endgültige Positionsgüte, die es erreichen kann. Obwohl die Höhe keinen Einfluss auf die Positioniergenauigkeit hat, ist auch sie für den Transportprozess relevant. Bei der Ladungsträgerübergabe wird die Höhenbestimmung genutzt.
Die vom Kamerasystem ermittelten Daten unterliegen Schwankungen, welche eine genaue Positionierung und Höhenbestimmung des FTF erschweren. Im folgenden Kapitel werden die Fehler der Höhe, der Orientierung und der Geschwindigkeit des FTF mit Hilfe spezieller Versuche ermittelt, untersucht und Filtermethoden adaptiert, um diese zu minimieren.

Die Ermittlung von Orientierung und Geschwindigkeit, abhängig von Standortpositionen, wurde bereits vielfach in der GPS-Navigation untersucht, welche einige Parallelen zur hiesigen Problemstellung aufweist. So wurde 2014 von Arijit Chowdhury et al. [5] eine Methode zur GPS-basierten Geschwindigkeitsermittlung veröffentlicht und im Jahre 2001 wurde eine Methode zur Orientierungsabschätzung von J.L. Marins et al. [22] publiziert. Trotz der ähnelnden Problemstellung gibt es dennoch zwei gravierende Unterschiede. Bei der Orientierungsabschätzung wurden nicht ausschließlich die Standortdaten verwendet, sondern zusätzliche Informationen aus einer Inertialen Messeinheit (*engl. inertial measurement unit*, IMU). Diese zusätzlichen Informationen sind zusammengesetzt aus Kompass-, Drehraten- und Beschleunigungsdaten. Darüber hinaus wird davon ausgegangen, dass die untersuchten Objekte keine irreführende Richtungsbewegung ausführen, wie es beim verwendeten Versuchsfahrzeug der Fall ist (siehe Abschnitt 7.2.2). Da diese irreführende Mittelpunktbewegung von der Geometrie und von den Fahreigenschaften abhängig sind und bei verschiedenen Fahrzeugen unterschiedlich ausgeprägt sein können, werden die Orientierung, die

Geschwindigkeit und die Höhe individuell aus den vom Kamerasystem übermittelten Daten abgeleitet und auf dem Fahrzeug selbst gefiltert.

7.4.1 Datenerhebung

Eine Datenbasis für die Untersuchung der prozessrelevanten Eigenschaften wurde gebildet, indem das Versuchsfahrzeug mit einer konstanten Geschwindigkeit von 0,2 m/s bestimmte, vorgegebene Trajektorien abgefahren ist und währenddessen die Daten des Kamerasystems als auch die odometrischen Daten des Fahrzeuges aufgezeichnet wurden. Je nach Untersuchung wurde auf den Datensatz dreier unterschiedlicher Trajektorien zurückgegriffen. So fuhr das Fahrzeug im Falle der

- Trajektorie 1 eine Strecke in Form einer 8 ab,
- Trajektorie 2 bestand überwiegend aus Abschnitten in Form von Geraden und
- Trajektorie 3 bestand überwiegend aus Halbkreisförmigen Abschnitten.

Auf die Zuordnung der Trajektorien zu den jeweiligen Eigenschaften wird in den nachfolgenden Kapiteln detailliert eingegangen. Die Daten wurden auf Basis der in Kapitel 7.2 beschriebenen Randbedingungen aufgezeichnet.

Trajektorie 1: Mit dieser Trajektorie, soll ein möglichst großes Spektrum an Bereichen und Richtungen abgebildet werden. Dafür wurde eine 8-förmige Trajektorie gewählt, welche zu möglichst geringen Odometriefehlern führt. In Abbildung 7.8 sind die aufgezeichneten Positionsdaten des Kamerasystems in den Koordinaten der Kamera dargestellt. Zu Erkennen ist die 8-förmige Spur, die mehrfach hintereinander abgefahren wurde. Mit Hilfe der Trajektorie 1 konnten Daten sowohl aus dem Zentrum der überwachten Fläche, als auch aus den Randbereichen aufgezeichnet werden. Darüber

hinaus wurden unterschiedliche Kurven verschiedener Radien und Richtungen, als auch gerade Streckenabschnitte abgefahren. Bei einer konstanten Geschwindigkeit von 0,2 m/s wurden mehr als 32.000 Positionsmessungen durchgeführt und aufgezeichnet.

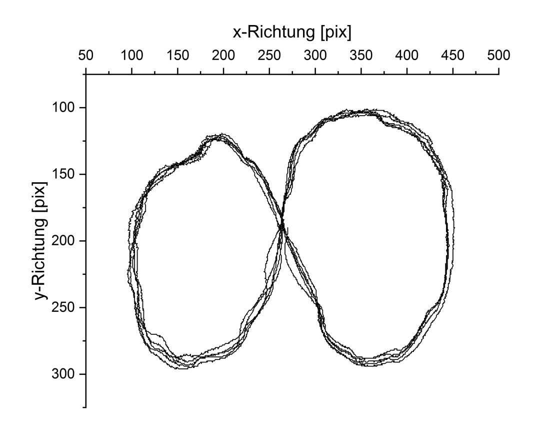


Abbildung 7.8: Trajektorie 1. Detektierte Fahrstrecke des Versuchsfahrzeuges, dargestellt in den Koordinaten der Kamera. Das Fahrzeug fuhr eine Trajektorie in Form einer liegenden Acht ab, die übermittelten Daten des Kamerasystems wurden aufgezeichnet und anschließend analysiert.

In Abbildung 7.8 ist zu erkennen, dass die Fahrzeugtrajektorie trotz vorgegebener Strecke von Runde zu Runde variieren kann. Das liegt daran, dass dem Fahrzeug die Spur in Form einzelner Wegpunkte vorgegeben wurde und die Wegplanung zwischen den einzelnen Punkten vom Fahrzeug selbst vorgenommen wird. Je nach Positionsfehler und Orientierung führt dies zu unterschiedlichen Verbindungsstrecken zwischen den Wegpunkten.

Trajektorie 2: Im Fall der Trajektorie 2 wurde das konstante Geradeausfahren untersucht. Zwischen geraden Strecken wurde die Ausrichtung des Fahrzeuges mehrfach verändert, wodurch das Fahrzug in unterschiedliche

Richtungen und Bereiche fuhr (siehe Abbildung 7.9). Im Unterschied zu Trajektorie 1 wurden die Geschwindigkeiten der beiden Antriebsräder zu Beginn einer jeden Geradeausfahrt fixiert, so dass es zu keinen Ausgleichsbewegungen oder Richtungskorrekturen mehr kam. Abweichungen von der Geraden kamen nur noch durch Odometriefehler zu Stande.

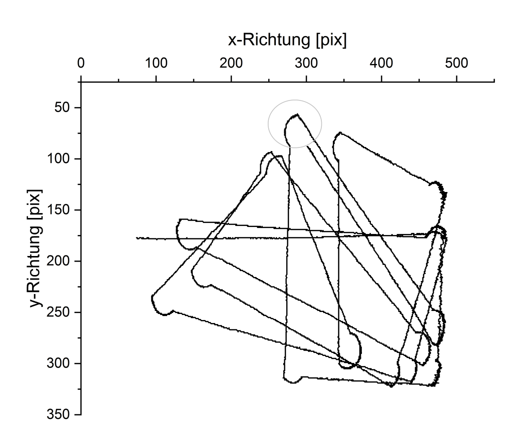


Abbildung 7.9: Trajektorie 3. Darstellung der Fahrstrecke des Versuchsfahrzeuges im Koordinatensystem der Kamera. Das Fahrzeug fuhr mehrere gerade Streckenabschnitte ab, unterbrochen von Kurven zur Richtungsänderung.

Trajektorie 3: Ziel war es, mit Hilfe der Trajektorie 3 den Odometriefehler des Fahrzeugs zu ermitteln. Zu diesem Zweck wurden zwei lange gerade Streckenabschnitte abgefahren die durch Kurven zu einem Rundkurs verbunden waren, Abbildung 7.10. Im Idealfall, ohne Störeinflüsse, würden sich die Orientierungen der Geraden, resultierend aus den Daten des Kamerasystems, auch über eine unendliche Zeitspanne hinweg nicht ändern, sie wären identisch mit den Daten der Odometrie. In der Realität wirken sich jedoch Störungen negativ auf die odometrisch ermittelte Orientierung aus. Die Ursachen für Störungen werden u.a. durch Schlupf der Reifen, Ungenauigkeiten der Positionsgeber in den Motoren und, fabrikations- und verschleiß-

bedingt, unterschiedlich große Reifendurchmesser hervorgerufen. Dies führt dazu, dass die Orientierung bei jeder Messung von der tatsächlichen Orientierung abweicht. Es kommt zu einer Fehlerfortpflanzung, die den Orientierungsfehler über die Zeit stetig größer werden lässt. Durch den Vergleich der Orientierungen in den einzelnen Runden, welche mit Hilfe der Versuche ermittelt wurden, konnte kaum eine Abweichung festgestellt werden. Die Ergebnisse der Untersuchung, sind in Kapitel 7.17 wiedergegeben.

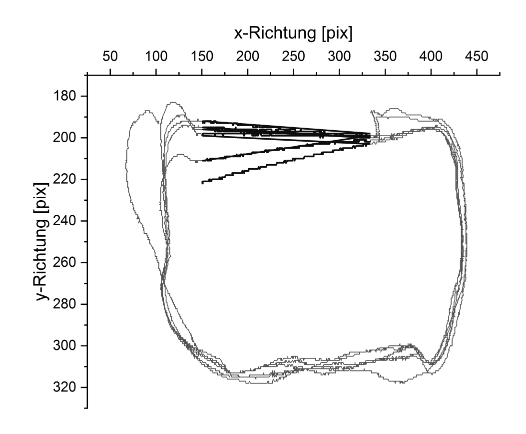


Abbildung 7.10: Trajektorie 3. Darstellung der Fahrstrecke des Versuchsfahrzeuges im Koordinatensystem der Kamera. Das Fahrzeug fuhr einen Rundkurs ab, gestreckt durch gerade Streckenabschnitten.

7.4.2 Analyse und Glättung der Fahrzeughöhe

Alle Eigenschaften, darunter auch die Höhe, unterliegen Schwankungen, siehe Kapitels 7.4. Obwohl die tatsächliche Höhe des Fahrzeuges im Laufe der Versuche konstant blieb, weichen die durch das Kamerasystem ermittelten maximalen Höhen von den tatsächlichen Höhen ab. Ziel ist es einerseits mit Hilfe eines Filters diese Schwankungen zu reduzieren und andererseits die durch einen Filter hervorgerufenen Latenzen möglichst gering zu halten.

In Abbildung 7.11 sind die verschiedenen Höhenmessungen den Positionen des Fahrzeuges zugewiesen.

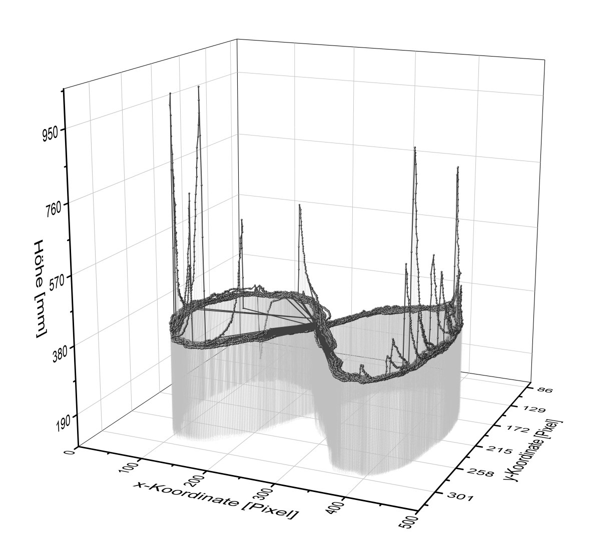


Abbildung 7.11: Darstellung der Ermittelten maximalen Fahrzeughöhen in Abhängigkeit zur Fahrzeugposition. Abweichungen der gemessenen Höhe zur tatsächlichen Höhe treten hauptsächlich in zwei Bereichen auf.

Zu sehen ist die zurückgelegte Strecke in Form der Trajektorie 1 (siehe Abbildung 7.8) und starke, teilweise regelmäßig auftretende Schwankungen, welche die tatsächliche Höhe von ca. 360 mm um ein Vielfaches überschreiten.

Einer der Bereiche mit großen Abweichungen von der tatsächlichen Fahrzeughöhe befindet sich in der unteren linken Ecke des überwachten Bereichs, siehe Abbildung 7.11. Dies kann dadurch gegründet werden, dass zur Zeit der Versuchsaufzeichnung exakt an dieser Stelle die Sonne direkt auf den Boden schien und die hohe Sonneneinstrahlung zu einer deutlichen

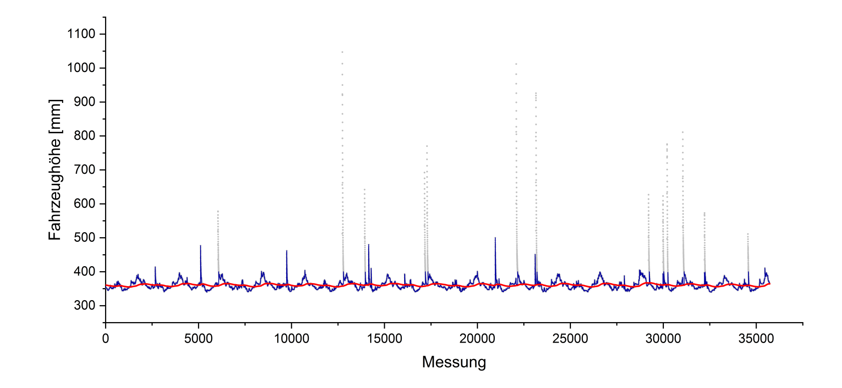


Abbildung 7.12: Darstellung der Ermittelten Fahrzeughöhen über die gesamte Versuchsreihe. Die graue Kurve beschreibt die unveränderten Messwerte, die blaue Kurve die bereinigten und die rote Kurve die bereinigten Messwerte nach anschließender Glättung.

Verfälschung des Messwerte geführt hat. Der zweite Bereich mit großen Schwankungen liegt im Randgebiet des Sensorsichtfeldes. Im Randbereich sind die Messwerte stark rauschbehaftet (siehe Abschnitt 4.1.4), was wiederum zu starken Verfälschungen der Höhenmesswerte führt. Es hat sich herausgestellt, dass diese Fehler von so großem Ausmaß sind, dass sie mit einfachen Glättungsmethoden nicht eliminiert werden können. Aus diesem Grund werden sie als Ausnahmen betrachtet und aus dem Datensatz entfernt. In Abbildung 7.12 sind die ursprünglichen Messwerte in grau dargestellt, die bereinigten in blau und die gefilterten in rot.

Ziel ist es, die bereinigten Messwerte so zu filtern, dass eine Veränderung der tatsächlichen Fahrzeughöhe möglichst schnell und sicher erkannt, ohne dass diese mit Rauschen verwechselt wird. Ein Beispiel für eine solche Höhenänderung ist die Aufnahme eines Ladungsguts.
Zum Einsatz kommt eine exponentielle Glättung 1. Ordnung (siehe Abschnitt 7.1.2), da die Höhe des Fahrzeuges im Vergleich zur Abtastrate über

längere Zeiträume konstant bleibt. Andererseits führt eine exponentielle Glättung 1. Ordnung zu einer verzögerten Anpassung bei einer tatsächlichen Höhenänderung. Findet auf Grund eines aufgenommenen Ladungsträgers eine reale Änderung der Fahrzeughöhe statt, sollte diese zeitnah erkannt werden.

Einflussfaktoren

Einige Faktoren haben einen Einfluss auf die Güte der Höhenbestimmung. Zur diesen gehören die Höhe des Objektes, die Reaktionszeit, die Art der Glättung, der Glättungsfaktor und der Schwellwert.
Da eine exponentielle Glättung 1. Ordnung verwendet wird, kann über die Sprungantwort auf die Reaktionszeit geschlossen werden. Diese ist abhängig von der Stärke der Änderung, dem Schwellwert und dem Glättungsfaktor und kann gemäß Abbildung 7.13 dargestellt werden. Dargestellt ist der Verlauf der Sprunghöhe über die Anzahl an Messungen für drei verschiedene Glättungsfaktoren 0,9, 0,95 und 0,98. Die drei gestrichelten Linien geben drei Schwellwerte an und entsprechen 50%, 80% und 95% der Zielhöhe. Sobald ein festgelegter Schwellwert überschritten wird, wird davon ausgegangen, dass die Höhenänderung durch ein Objekt verursacht wurde und nicht durch Rauschen. Aus Abbildung 7.13 geht hervor, dass die Reaktionszeit sowohl vom Glättungsfaktor, als auch von der Höhe des Schwellwertes abhängt. Je niedriger der Schwellwert, desto schneller wird dieser erreicht und desto kürzer ist die Reaktionszeit. Andererseits steigt jedoch die Wahrscheinlichkeit, dass der Schwellwert durch Rauschen erreicht wird was zu Fehlinterpretationen führt. Ähnlich verhält es sich mit dem Glättungsfaktor. Je kleiner der Faktor, desto steiler die Sprungantwort und desto schneller wird der Schwellwert erreicht. Dennoch werden die Messwerte bei einem niedrigen Glättungsfaktor schwächer geglättet, sodass durch Rauschen her-

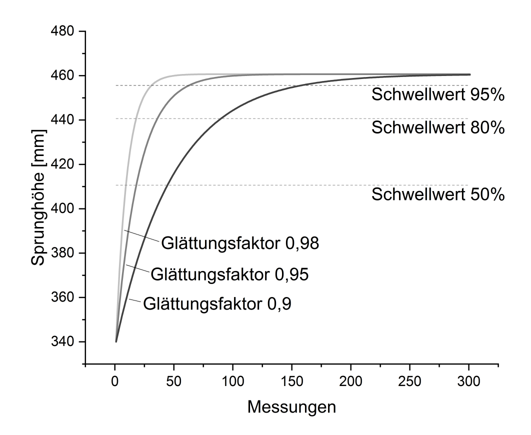


Abbildung 7.13: Sprungantwort über die Anzahl an Messungen für drei verschiedenen Glättungsfaktoren.

vorgerufene „Ausreißer“ einen größeren Einfluss haben und weniger stark unterdrückt werden.

Die Festlegung der einzelnen Einflussparameter erfolgt, indem die Reaktionszeit festgelegt wird, in der eine gegebene Änderung der Objekthöhe erkannt werden muss. Auf Basis der Exhaustionsmethode werden die Parameter Reaktionszeit, Objekthöhe, Schwellwert und Glättungsfaktor in vorgegebenen Schritten variiert, bis alle möglichen Kombinationen ausprobiert und untersucht sind. Nach jeder neuen Kombination wird die Häufigkeitsverteilung der Abweichungen berechnet und als Maß für die Güte eingesetzt. Gesucht und gespeichert wird die Parameterkombination eines jeden Zeitschritts, welche bei einer Eintrittswahrscheinlichkeit von 99,9% die geringste Abweichung aufweist.

Die einzelnen Parameter, deren Iterationsintervalle und Schrittweiten sind

in Tabelle 7.8 angegeben. Ein kleiner Auszug aus der Ergebnissammlung der Parametersuche mit den Parametern: Reaktionszeit (RZ) maximale Objekthöhe ($ObjH$), Schwellwert (SWW), Glättungsfaktor (α) und Eintrittswahrscheinlichkeit (ETM) ist in Tabelle 7.9 dargestellt.

Tabelle 7.8: Parameter und Schrittweiten, welche bei der Exhaustionsmethode für die Höhenanalyse durchlaufen werden.

Parameter	**Intervall**	**Schrittgröße**
Reaktionszeit	[0,0; 12,25]	0,25
Objekthöhe	[0; 500]	1
Schwellwert	[0,0; 0,99]	0,01
Glättungsfaktor	[0,0; 0,99]	0,001

Auf der Grundlage der Ergebnissammlung können anschließend die Objekthöhen für spezifische Eintrittswahrscheinlichkeiten approximiert werden. Um zum Beispiel die Objekthöhenänderung bei einer 99,9%-tigen Eintrittswahrscheinlichkeit zu berechnen, werden aus der Tabelle die beiden Bereiche gewählt, die knapp unterhalb und knapp oberhalb der gewünschten Eintrittswahrscheinlichkeit liegen. Im Falle des Beispieles sind dies die Zeilen 8 und 9. Mit Hilfe des Dreisatzes kann anschließend die Höhenänderung berechnet werden.
Das Ergebnis der Auswertung für unterschiedliche Eintrittswahrscheinlichkeiten ist in Abbildung 7.14 dargestellt. Abhängig von der Reaktionszeit und der gewählten Wahrscheinlichkeit kann die Mindesthöhe eines Objektes bestimmt werden.

Der Glättungsfaktor α und der Schwellwert in Abhängigkeit von der Eintrittswahrscheinlichkeit und der Reaktionszeit können den Abbildungen 7.15 (a) und 7.15 (b) entnommen werden.
Die erforderlichen Parameter können nun von den drei Abbildungen 7.14, 7.15 abgelesen werden. Um eine einfachere Bestimmung der Parameter zu erhalten, werden die Zusammenhänge folgend mit Näherungsfunktionen beschrieben. Es muss jedoch beachtet werden, dass die Parameter nur approximiert sind, wodurch es zu einer Vergrößerung des Fehlers kommen kann. Die folgende Exponentialfunktion beschreibt den Zusammenhang zwischen

Tabelle 7.9: Auszug aus dem durch Variation der Einflussparametern erhobenen Datensatz bestehend aus Reaktionszeit (RZ), maximaler Objekthöhe ($ObjH$), Schwellwert (SWW), Glättungsfaktor (α) und Eintrittswahrscheinlichkeit (ETM).

Zeile	**RZ [s]**	**ObjH [mm]**	**SWW [%]**	α	**ETW [%]**
			...		
1	0,1926	123	0,99	0,2154	99,8311
2	0,1926	124	0,99	0,2154	99,8427
3	0,1926	125	0,99	0,2154	99,8569
4	0,1926	126	0,99	0,2154	99,8569
5	0,1926	127	0,99	0,2154	99,8597
6	0,1926	128	0,99	0,2154	99,8740
7	0,1926	129	0,99	0,2154	99,8826
8	0,1926	130	0,99	0,2154	99,8912
9	0,1926	131	0,99	0,2154	99,9027
10	0,1926	132	0,98	0,2714	99,9141
		...			

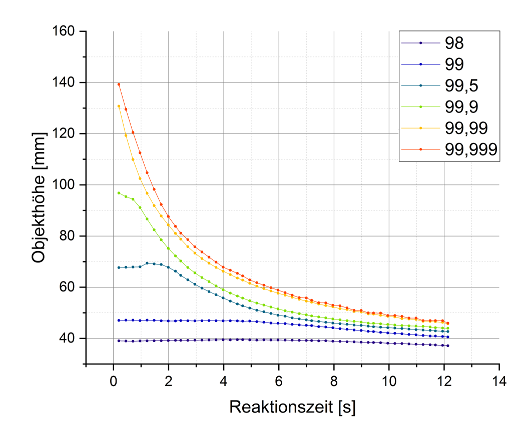


Abbildung 7.14: Darstellung des Zusammenhangs der minimalen Objekthöhenänderung und der Reaktionszeit für unterschiedliche Eintrittswahrscheinlichkeiten.

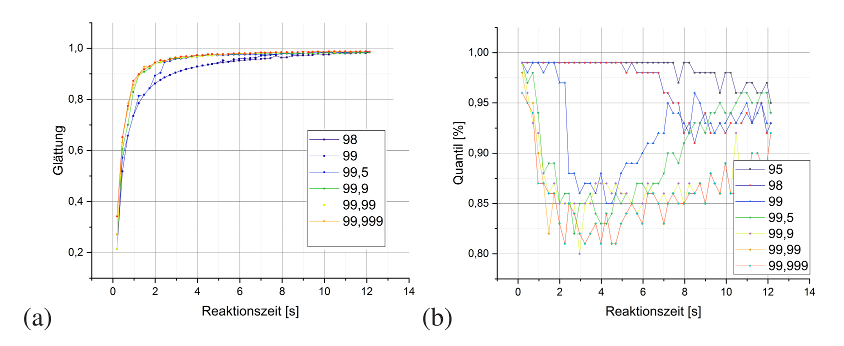


Abbildung 7.15: Abhängigkeit des Glättungsfaktors (a) und des Schwellwertes (b) von der Reaktionszeit für unterschiedliche Eintrittswahrscheinlichkeiten.

der Reaktionszeit und der Objekthöhe bei einer Eintrittswahrscheinlichkeit von 99,99%:

$$y_{\text{ObjHoehe}} = 43,5 \cdot \exp\left(\frac{-x}{0,9657}\right) + 55,33 \cdot \exp\left(\frac{-x}{4,791}\right) + 41,656 \quad (7.16)$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99987

Der Zusammenhang zwischen der Reaktionszeit und dem Glättungsfaktor bei einer Eintrittswahrscheinlichkeit von 99,99% wird durch folgende Wachstumsfunktion beschrieben:

$$y_{\text{Glaettung}} = 0,99 + \frac{0,7884}{1 + (\frac{x}{0,2526})^{1,5288}} \tag{7.17}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99848

Abschließend kann mit Hilfe einer Faltungsfunktion der Zusammenhang zwischen der Reaktionszeit und dem Schwellwert abgeschätzt werden:

$$\begin{aligned} y_{Schwellwert} &= 1,492 - 0,7159 \cdot \exp(0,5 \cdot 0,0000493 - \frac{x + 0,746}{72,196}) \\ &\frac{1}{2} \cdot erf(\frac{\frac{x+0,746}{1,6026} - 0,0222}{1,414}) \end{aligned} \tag{7.18}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,85926

Versuchsparameter

Bevor für die anstehenden Positionierversuche die Parameter festgelegt werden können, muss die Reaktionszeit definiert werden, von der alle Parameter abhängig sind. Diese wurde durch eine Videoanalyse abgeschätzt. Das Versuchsfahrzeug aus dem Forschungsprojekt „Objektschutz“ kann mit Hilfe eines Bandförderers und einer Übergabestelle Kleinladungsträger aufnehmen [16]. Dieser Prozess der Ladungsübergabe dauert ca. 1,5 Sekunden. Ziel ist es, den Ladungsträger noch während des Transports zu erkennen, sodass das Fahrzeug ohne weitere zeitliche Verluste losfahren kann. Aus diesem Grund wurde die Reaktionszeit auf 1,5 Sekunden festgelegt, woraus sich die folgenden Parameter ableiten lassen:

- Reaktionszeit $= 1,5\,\mathrm{s}$
- Eintrittswahrscheinlichkeit $= 99,99\%$
- Glättungsfaktor $= 0,9281$
- Mindesthöhe $= 98,25\,\mathrm{mm}$
- Schwellwert $= 82\%$ der Mindesthöhe

7.4.3 Analyse und Glättung der Fahrzeugorientierung

Für Positionierung und Navigation spielt die Orientierung eine bedeutende Rolle. Im folgenden Kapitel wird die Orientierung, die aus den vom Kamerasystem übermittelten Mittelpunktpositionen berechnet wird, untersucht, gefiltert und bewertet. Nachfolgend wird sie Mittelpunktorientierung genannt. Ziel ist es, auf Basis dieser Mittelpunktpositionen möglichst präzise die tatsächliche Orientierung abzuleiten.
Damit eine Aussage über die Güte der ermittelten Orientierung gefällt werden kann, wird eine Referenzorientierung gewählt, mit der sie verglichen wird. Als Referenz wurde die Orientierung gewählt, die sich aus den Odometriedaten ableiten lässt. In den folgenden Abschnitten wird zu Beginn die Güte der Referenzorientierung untersucht, um anschließend in zwei unterschiedlichen Fällen die Mittelpunktorientierung einmal während einer Kurvenfahrt und während einer Geradeausfahrt zu filtern. Das Bestimmtheitsmaßes bzw. die empirischen Standardabweichung werden als Größe für den Vergleich der beiden Orientierungen herangezogen. Dabei wird die Mittelpunktorientierung von den folgenden Faktoren beeinflusst:

- die Vektorlänge,
- Reaktionszeit,
- die Art der Glättung und
- der Glättungsfaktor.

Referenzorientierung

Als Referenzorientierung wurden die Orientierungen gewählt, die sich aus den Odometriedaten des Versuchsfahrzeuges ableiten lassen. Die odometrisch ermittelten Richtungsvektoren ergeben sich aus den Motordrehzahlen. Diese werden 50 mal in der Sekunde erfasst und ausgewertet. Zeitgleich mit dem Empfang der Kameramittelpunkte wird die resultierende Orientierung aus den Odometriedaten aufgezeichnet. Diese Resultierende setzt sich aus den Daten der aktuellen Messung und denen der letzten Messung zusammen. Ziel ist es, die Präzision der Odometrieorientierung zu ermitteln und heraus zu finden ob sie als Referenzmaß für die Mittelpunktorientierung geeignet ist.

Zum Abschätzen des Odometriefehlers wurde im Vorfeld, auf Basis der Trajektorie 3 7.10, ein Versuch durchgeführt. Über sechs Iterationen hinweg wurden Rundkurse gefahren und nach jeder Umrundung die vom Fahrzeug geschätzte Odometrieorientierung aufgezeichnet. Erwartet wurde, dass diese von Runde zu Runde immer stärker von der tatsächlichen Orientierung abweicht und dadurch ein Fehlerfortpflanzung zu erkennen ist.
In Abbildung 7.16 sind die Mittelpunktpositionen des Kamerasystems denen der Odometrie gegenüber gestellt. Um eine möglichst gute Aussage über die tatsächliche Orientierung nach jeder Runde treffen zu können, wurden gerade Streckenabschnitte in die Trajektorie eingebaut. Diese geraden Streckenabschnitte kamen zu Stande, indem das Versuchsfahrzeug ab einer definierten Stelle die Geschwindigkeit beider Antriebsräder gleichgesetzt und über mehrere Meter hinweg fixiert hat.
Die tatsächliche Orientierung wird mit Hilfe dieser geraden Streckenabschnitte angenähert, indem die Mittelpunktpositionen extrahiert werden. Die geraden Streckenabschnitte sind in Abbildung 7.16 (a) jeweils rot eingefärbt. Die geraden Streckenabschnitte bestehen im Mittel aus 291,3 Po-

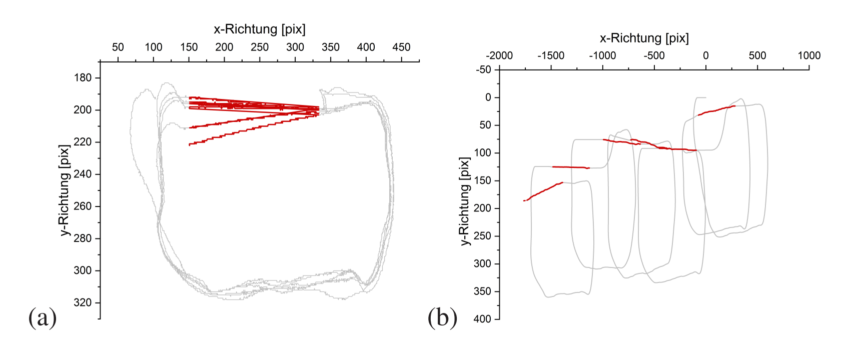


Abbildung 7.16: Vergleich der Fahrzeugpositionen generiert aus den Mittelpunktkoordinaten (a) und den Odometriedaten (b). Die Odometriedaten weisen einen starken Offset auf, der durch den sich fortpflanzenden Odometriefehler entsteht.

sitionen bei einer empirischen Standardabweichung von 3,3 Positionen. Da die Positionen verrauscht sein können, werden jeweils die ersten 20 bzw. die letzten 20 Positionen gemittelt. Der Richtungsvektor wird anschließend aus den gemittelten Positionen berechnet und in ein Winkelmaß überführt. Auf die selbe Art werden auch die Odometrieorientierungen auf den geraden Streckenabschnitten ermittelt.

Ergebnis

Der Vergleich der beiden Orientierungen hat das folgende Ergebnis geliefert, siehe Abbildung 7.17. Die roten Punkte stellen die Winkel dar, welche auf Basis der Mittelpunktpositionen des Kamerasystems errechnet wurden. Die blauen Punkte stehen für die Odometrieorientierungen und die grauen Punkte repräsentieren die Differenz zwischen den beiden Orientierungen. Aus den Ergebnissen geht hervor, dass der odometrische Winkelfehler im

Schnitt bei [0,34]° schwankt und ein Trend nicht eindeutig zu erkennen ist. Aus diesem Grund wird der odometrische Winkelfehler nicht aus dem Trend heraus bestimmt, sondern aus der maximalen Abweichung, die aufgetreten ist. Dieser Fehler beträgt 0,56° Grad/Runde und wird fortwährend im weiteren Verlauf der Arbeit berücksichtigt.

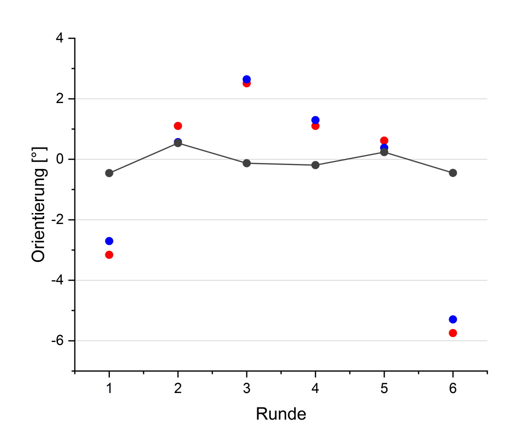


Abbildung 7.17: Fahrzeugpositionen aus den Odometriedaten generiert

Orientierungsfilter-Kurvenfahrten

Mit Hilfe des charakterisierten Referenzsystems soll nun ein Verfahren entwickelt werden, mit dem aus den kamerabasierten Mittelpunktpositionen eine möglichst genaue Orientierung abgeleitet werden kann. Zu diesem Zweck wurden parallel sowohl Mittelpunktpositionen, als auch Odometriedaten aufgezeichnet, während das Versuchsfahrzeug die Trajektorie 1 abfuhr (siehe Abbildung 7.8). Auf Basis der erhobenen Daten wurde eine Methode entwickelt, die eine möglichst hohe Übereinstimmung der abgeleiteten kamerabasierten Daten mit denen des Referenzsystems hervorbringt. In Abbildung 7.18 sind die aus den Mittelpunkten und Odometriedaten er-

mittelten Orientierungen des Fahrzeugs in der Ebene in Grad des gesamten Versuchsdurchlaufs aufgetragen. Die rote Linie beschreibt die Orientierung aus den Odometriedaten, die graue Linie im Hintergrund die Orientierung auf Basis der Mittelpunkte ohne Glättung und mit einer Vektorlänge von 13 Bildpunkten. Ein Maß für die Übereinstimmung stellt das Bestimmtheitsmaß dar, welches die Deckungsgleichheit der beiden Kurven in Prozent wiedergibt.

Aus den Messwerten heraus ist zu erkennen, dass die Referenzorientierung (rote Linie) eine deutlich gleichmäßigere Form aufweist im Vergleich zur Mittelpunktorientierung (graue Linie). Bei genauer Betrachtung tritt ein starkes Abweichen der Mittelpunktorientierung von der Referenzorientierung in regelmäßigen Abständen und in Form kurzer, lokaler Ausbrüche auf. Diese Ausbrüche sind auf das Fahrverhalten zurück zu führen, verursacht durch die Art des Fahrwerks des Versuchsfahrzeuges (siehe Abschnitt 7.30 (b)). Bei jeder Richtungsänderung schwenkt das Fahrzeug auf Grund des außer mittigen Drehpunkte aus, wodurch sich die Mittelpunktposition entgegen der tatsächlichen Orientierung verschiebt und so zu einer fehlerhaften Orientierung führt. Dieser Effekt wird größer, je kleiner der Kurvenradius des Fahrzeuges ist.

Eine möglichst guten Übereinstimmung zwischen Mittelpunkt- und Referenzsystem kann erreicht werden, indem die zu Beginn des Kapitels bereits beschriebenen Einflussfaktoren wie die Vektorlänge und die Reaktionszeit, als auch die Art der Filters und dessen Glättungsfaktoren angepasst werden. Zunächst wurde ein Filter definiert, der auftretende Schwankungen, hervorgerufen durch das Fahrwerk, herausfiltert, bzw. glättet. Da es sich bei der Orientierung um einen Wert handelt, der sich oft ändern kann, ist die exponentielle Glättung 2. Ordnung auf Grund der schnelleren Reaktion und der Berücksichtigung von Trends von Vorteil (siehe Abschnitt 7.1.3). Andererseits treten auf Grund der Fahrzeugfahrwerkes systematische Fehler auf, die vom Filter als Trend missinterpretiert werden könnten, weshalb auch die

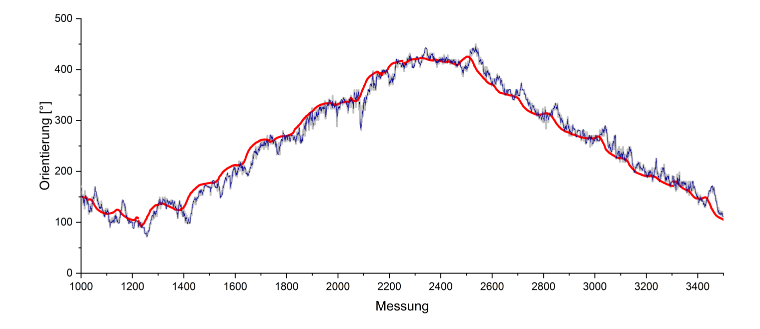


Abbildung 7.18: Darstellung der Orientierungen in Grad über eine bestimmte Anzahl an Messungen. Die rot Linie beschreibt die Orientierungen, welche aus den Odometriedaten abgeleitet wurden, die graue Linie die aus den Mittelpunkten abgeleitete Orientierung und die blau die geglättete Mittelpunktorientierung.

exponentielle Glättung 1. Ordnung (siehe Abschnitt 7.1.2) in Frage kommt und aus diesem Grund hier mit der exponentiellen Glättung 2. Ordnung verglichen wird.

Zur Anpassung an die tatsächliche Orientierung, wurde die Exhaustionsmethode angewendet. Dabei wurden die Einflussfaktoren variiert und die Schrittgrößen wie in Tabelle 7.10 folgt festgelegt.

Tabelle 7.10: Parameter und Schrittweiten, welche bei der Exhaustionsmethode für die Orientierungsanalyse durchlaufen werden.

Parameter	**Intervall**	**Schrittgröße**
Glättungsart	[exp. Glättung 1. und 2. Ordnung]	
Reaktionszeit [s]	[0; 5]	0,1
Vektorlänge [Bilder]	[0; 70]	1
Glättungsfaktor	[0,0; 0,99]	0,01

Analog zur Höhenfilterung wurde jede Kombination auf ihre Güte hin untersucht. Als Gütekriterium wurde das Bestimmtheitsmaß herangezogen. Anschließend wurde für jeden Zeitschritt die Parameterkombination gespeichert, die zur größten Übereinstimmung führte.

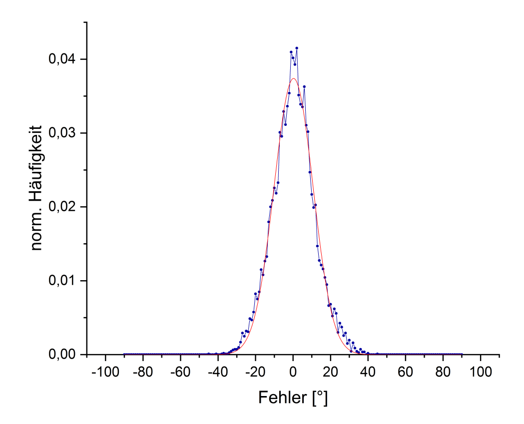


Abbildung 7.19: Eine längere Glättung der aus den Sensordaten ermittelten Orientierung führt zu kleineren Fehlern, aber auch zu einer größeren Latenz. Diese Latenz kann durch die odometrisch ermittelte Orientierung korrigiert werden. Der durch Fehlerfortpflanzung entstehende odometrische Fehler ist auf kurze Distanzen vernachlässigbar.

Da auf Basis des Bestimmtheitsmaßes keine Aussage über den maximalen Fehler bei einer bestimmten Eintrittswahrscheinlichkeit getroffen werden kann, wird jedes einzelne Ergebnis einer weiteren, genaueren Untersuchung unterzogen, indem für jede der Kombinationen eine Häufigkeitsverteilung der auftretenden Abweichungen durchgeführt wird. Am Beispiel der folgenden Parameterkombination ist in Abbildung 7.19 eine solche Verteilung dargestellt. Angewendet wurden die exponentielle Glättung 1. Ordnung, eine Reaktionszeit von ca. 1 s, eine Vektorlänge von 16 Bildern und ein Glättungsfaktor von 0,52. Auf Basis dieser Verteilungen können die maximal

auftretenden Fehler für bestimmte Eintrittswahrscheinlichkeiten berechnet werden. Die maximalen Orientierungsfehler für die Eintrittswahrscheinlichkeiten 99%, 99,5% und 99,9% sind in Abhängigkeit von der Reaktionszeit in Abbildung 7.20 wiedergegeben. Berechnet wurde sie sowohl für eine exponentielle Glättung 1. (durchgezogene Linie) als auch 2. Ordnung (gestrichelte Linie).

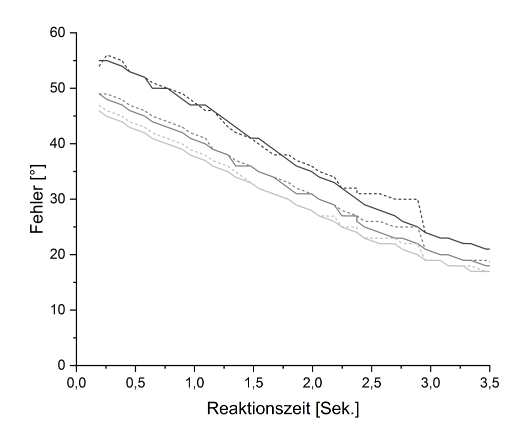


Abbildung 7.20: Darstellung des Verhältnisses zwischen Orientierungsfehler und Reaktionszeit nach einer exponentiellen Glättung 1.Ordnung (durchgezogen) und einer exp. Glättung 2.Ordnung (gestrichelt) für die Eintrittswahrscheinlichkeiten 99%, 99,5% und 99,9% (von unten nach oben).

Zwischenergebnis - Die in Grad angegebenen maximalen Abweichungen sind über die Reaktionszeit aufgetragen (siehe Abbildung 7.20). Generell zu erkennen ist ein kleiner werdender Fehler bei zunehmender Reaktionszeit. Grund dafür ist, dass bei längerer Reaktionszeit und damit größerem Zeitintervall die Glättung verstärkt werden kann, was zu einer besseren Übereinstimmung der Mittelpunktsorientierung mit der odometrischen Orientierung führt. Die gestrichelten Linien beschreiben die Fehler bei einer exponentiel-

len Glättung 2. Ordnung, während die durchgezogenen Linien für die Fehler einer exponentiellen Glättung 1. Ordnung stehen. Da die Fehler für die exp. Glättung 1. Ordnung bei gleicher Reaktionszeit fast durchweg kleiner oder gleich der, der exp. Glättung 2. Ordnung sind, wird im weiteren Verlauf die Glättung 1. Ordnung gewählt. Der Unterschied kann damit erklärt werden, dass das ausscherende Heck des Versuchsfahrzeuges eine Verschiebung des Mittelpunkts verursacht und mit einem Trend in der Richtungsänderung verwechselt wird (siehe Abschnitt 7.2.2). Trotz einer Verringerung des Fehlers ist dieser auch bei einer großen Reaktionszeit nur für eine grobe Navigation geeignet, nicht jedoch für eine präzise Positionierung. Mit dem Ziel den Fehler zu reduzieren wurde ein weitere Ansatz implementiert.

Orientierungsfilter-Geradeausfahrten

Der Fehler der Mittelpunktorientierung, wird größtenteils durch den außermittigen Drehpunkt des Fahrwerks hervorgerufen und tritt vor allem bei Richtungsänderungen und damit beim Kurvenfahren auf. Bewegt sich das Fahrzeug auf einer Geraden, kommt es nicht zum Ausschwenken, wodurch der Fehler deutlich geringer ausfallen sollte.

Die Orientierugsgüte beim Geradeausfahren wurde weitgehend analog zu der beim Kurvenfahren untersucht. Dabei wurde anstatt Trajektorie 1 Trajektorie 2 abgefahren, welche aus einigen geraden Streckenabschnitten besteht

Bei der Datenanalyse wurden nur die geraden Wegstrecken analysiert. Die Qualität des Orientierungsvektors wurde beim Geradeausfahren, im Gegensatz zum Kurvenfahren, durch die Standardabweichung bestimmt. Es wurde in Kauf genommen, dass der Vergleich der Standardabweichungen bei der Ermittlung der Orientierungsparameter während der Geradeausfahrt nicht zu einem optimalen Ergebnis führt, da diese an den Mittelwert angelehnt ist

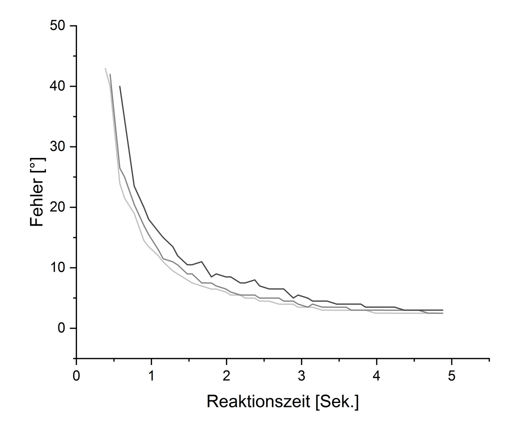


Abbildung 7.21: Darstellung des Verhältnisses zwischen Orientierungsfehler und Reaktionszeit nach einer exponentiellen Glättung 1.Ordnung für die Eintrittswahrscheinlichkeiten 99%, 99,5% und 99,9%.

und nicht an der exakten Orientierung. Die Berechnung der besten Werte erfolgte wiederum analog mit Hilfe der Exhaustionsmethode und die maximalen Orientierungsfehler wurden mit Hilfe der Häufigkeitsverteilung für die Eintrittswahrscheinlichkeiten 99%, 99,5% und 99,9% ermittelt. Alle Einflussfaktoren wurden bis auf die Art der Glättung analog variiert, Tabelle 7.10. Da es auf der Geradeausfahrt im Idealfall zu keiner Änderung der Richtung und somit zu keiner Trendänderung kommt, wurde ausschließlich die exponentielle Glättung 1. Ordnung zur Filterung der Werte untersucht.

Zwischenergebnis - Es konnte bestätigt werden, dass beim Geradeausfahren im Vergleich zum Kurvenfahren deutlich bessere Orientierungsgüten erreicht werden können (siehe Abbildung 7.24). Jede dargestellte Linie basiert auf der exponentiellen Glättung 1. Ordnung. Die oberen drei Linien repräsentieren die bereits vorgestellten Orientierungsfehler bei einer Kurvenfahrt während die unteren, schmalen Linien die Fehler bei der Ge-

radeausfahrt beschreiben. Mit zunehmender Reaktionszeit fällt der Fehler zu Beginn erst stark und flacht dann asymptotisch immer weiter gegen Null ab. Bereits nach 2 s liegt in 99% der Fälle der Fehler der Orientierung fürs Geradeausfahren bei unter 8° während er bei der Kurvenfahrt noch bei ungefähr 28° liegt. Die Vektorlänge und die dazugehörigen Glättungsfaktoren sind in den Abbildungen 7.22 und 7.23 über die Reaktionszeit, in Form der grauen Kurve, aufgetragen. Die Parameter um die Filter einzustellen, können aus den Diagrammen entnommen werden, abhängig von der Reaktionszeit. Die folgenden Näherungsfunktionen dienen als Hilfestellung. Bei der Verwendung dieser, muss jedoch berücksichtigt werden, dass die Ergebnisse fehlerbehaftet sind. Anhand der jeweiligen Bestimmtheitsmaße kann die Übereinstimmung, bzw. Abweichung abgeschätzt werden.

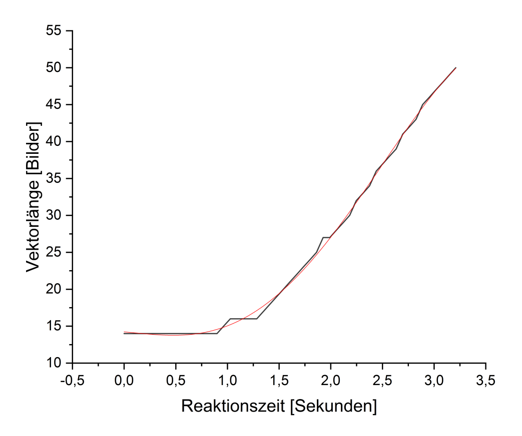


Abbildung 7.22: Darstellung des Verhältnisses zwischen Vektorlänge und Reaktionszeit.

Die jeweiligen Orientierungsfehler über die Reaktionszeit auf kurviger Strecke können mit Hilfe der folgenden Polynominalfunktionen näherungsweise beschrieben werden:

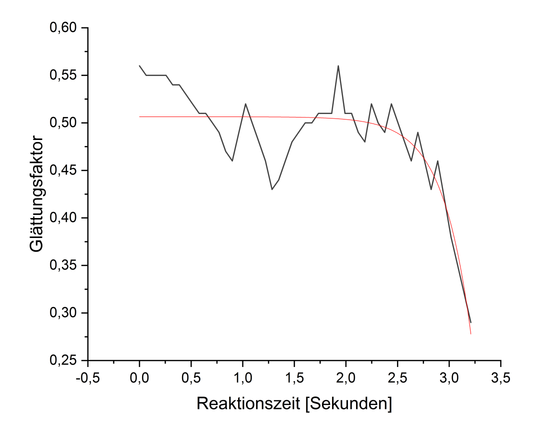


Abbildung 7.23: Darstellung des Verhältnisses zwischen Glättungsfaktors und Reaktionszeit.

$$y_{99\%,\text{Kurve}} = 58,357 - 9,659 \cdot x - 1,7964 \cdot x^2 + 0,4369 \cdot x^3 \qquad (7.19)$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99807

$$y_{99,5\%,\text{Kurve}} = 51,667 - 10,36 \cdot x - 0,5618 \cdot x^2 + 0,2368 \cdot x^3 \qquad (7.20)$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99785

$$y_{99,9\%,\text{Kurve}} = 48,706 - 10,787 \cdot x - 0,114 \cdot x^2 + 0,179 \cdot x^3 \qquad (7.21)$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99835

Die Orientierungsfehler über die Reaktionszeit auf gerade Strecke können durch folgende Exponentialfunktionen angenähert werden:

$$y_{99\%,\text{Gerade}} = 29,34 \cdot exp(\frac{-x}{1,253}) + 3,901 \tag{7.22}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,98169

$$y_{99,5\%,\text{Gerade}} = 29,229 \cdot exp(\frac{-x}{0,981}) + 3,55 \tag{7.23}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99286

$$y_{99,9\%,\text{Gerade}} = 30,023 \cdot exp(\frac{-x}{0,88193}) + 3,438 \tag{7.24}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,9946

Kombinierter Orientierungsfilter

In den vorausgegangenen Abschnitten wurden jeweils sowohl die optimalen Parameterkombinationen für Kurvenfahrten, als auch speziell angepasste Parameterkombinationen für Geradeausfahrten berechnet. Um in der jeweiligen Situation die richtige Parameterkombination zu wählen, wird vorausgesetzt, dass diese geändert wird, abhängig davon, ob das Versuchsfahrzeug zum aktuellen Zeitpunkt eine Kurve oder geradeaus fährt.
Da der Wechsel zwischen den Filtern schwierig sein kann, wird im folgenden Abschnitt untersucht, wie groß die Auswirkungen auf die Orientierungsgüte sind, werden bei der Geradeausfahrt nicht die passenden Parameter verwendet, sondern die Kurvenparameter beibehalten.
Ein Nachteil entsteht dadurch, dass die Vektorlänge bei Kurvenfahrten, auch bei einer kurzen Reaktionszeit, schon bei einem hohen Wert beginnen, verglichen mit der speziell angepassten Vektorlänge bei einer Geradeausfahrt. Aus diesem Grund ist eine Reaktionszeit von unter 1,156 Sekunden beim Geradeausfahren nicht möglich (siehe Abbildung 7.24, dicke Linien rechts des grauen Balkens). Bei größeren Reaktionszeiten sind die Fehler zwar immer größer oder gleich der Fehler, welche auf den speziellen Parametern fürs Geradeausfahren basieren, bewegen sich aber dennoch in einem

ähnlichen Bereich. Werden keine Reaktionszeiten von unter 1,156 Sekunden benötigt, ist eine Änderung der Parameter beim Geradeausfahren nicht notwendig. Die resultierende Kurve, welche den Zusammenhang zwischen Reaktionszeit und Vektorlänge 7.25 beschreibt, kann durch die folgende Polynominalfunktion angenähert werden.

$$y_{\mathrm{VL}} = 14,2274 - 1,1478 \cdot x - 1,4563 \cdot x^2 + 4,2302 \cdot x^3 - 0,8057 \cdot x^4 \quad (7.25)$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99898

Der Zusammenhang zwischen Glättungsfaktor und Reaktionszeit 7.26 kann durch die folgende Exponentialfunktion beschrieben werden.

$$y_{\mathrm{GF}} = -1,9646E - 6 \cdot \exp\left(\frac{x}{0,27523}\right) + 0,50645 \quad (7.26)$$

Bestimmtheitsmaß: 0,73808

Zusammenfassung

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die Art des gewählten Fahrwerks des Versuchsfahrzeuges bei Kurvenfahrten einen großen negativen Einfluss auf die Qualität der ermittelten Orientierung hat. Dieser fällt so groß aus, dass die resultierende Orientierung nur für eine grobe Richtungsbestimmung ausreicht. Auf gerader Strecke hat das Fahrwerk keinen erkennbaren Einfluss, sodass die resultierenden Orientierungen auch für eine Orientierungskorrektur eingesetzt werden können. Es muss jedoch berücksichtigt werden, dass eine Latenz von mindestens 1,156 Sekunden in Kauf genommen werden muss. Für schnellere Reaktionszeiten, müssen die Parameter speziell für geraden Strecken angepasst werden.

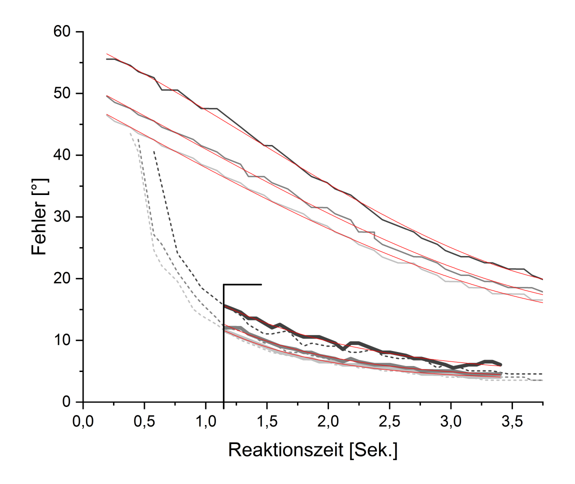


Abbildung 7.24: Darstellung der Verhältnisse zwischen Orientierungsfehler und Reaktionszeit für die Eintrittswahrscheinlichkeiten 99%, 99,5% und 99,9% bei Kurvenfahrten (obere drei Kurven) und Geradeausfahrten (untere drei Kurven). Die breiteren Kurven rechts der Abgrenzung stellen die Fehler dar, unter Verwendung der Kurvenfahrtparameter.

7.4.4 Analyse und Glättung der Fahrzeuggeschwindigkeit

Als letzte der drei Eigenschaften wurde die Fahrzeuggeschwindigkeit untersucht und gefiltert. Analog zur Orientierung und der Höhe werden auch hier zu Beginn die Einflussfaktoren festgelegt. Sie setzten sich aus den selben Faktoren wie auch die Orientierung zusammen:

- die Vektorlänge,
- Reaktionszeit,
- Art der Glättung und
- der Glättungsfaktor.

Die Geschwindigkeit wird ermittelt, indem eine zurückgelegte Strecke durch die dazu benötigte Zeit dividiert wird. Da sich das Fahrzeug meistens mit

einer konstanten Geschwindigkeit bewegt und gemäß der Orientierung ein Ausscheren beim Kurvenfahren zu einem falschen Trend führt (siehe Abschnitt 7.4.3), wird analog als Filter die exponentielle Glättung 1. Ordnung verwendet. Als Datengrundlage für die Analyse dienen die Mittelpunktpositionen, welche während des Abfahren der Trajektorie 1 ermittelt wurden.

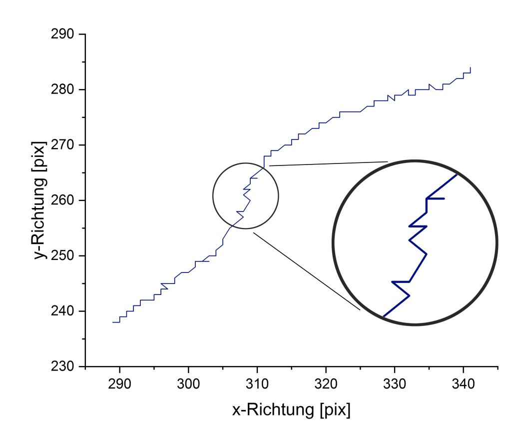


Abbildung 7.25: Darstellung eines Ausschnitts aus den aufgezeichneten Mittelpunktpositionen, während der Fahrt des Versuchsfahrzeuges. Es ist zu erkennen, dass die Mittelpunktposition in einigen Fällen „zurück“ springt, obwohl das Fahrzeug mit konstanter Geschwindigkeit gefahren ist.

Gründe, weshalb eine Glättung der Geschwindigkeitswerte über mehrere Bilder hinweg von Vorteil ist, sind neben den Verfälschungen durch das Fahrwerk auch ein Rauschen der Mittelpunktpositionen. In Abbildung 7.25 ist ein Ausschnitt der ermittelten Positionen dargestellt. Die Bildrate der Kamera war konstant und das Fahrzeug fuhr mit konstanter Geschwindigkeit. Es ist zu erkennen, dass die Entfernungen zwischen zwei Positionen stark schwanken können, die Positionen sogar entgegen der Fahrtrichtung wieder „zurückspringen“ können. Ein Betrachten über mehrere Bilder kann dieses Positionsrauschen herausmitteln. Auch hier gilt jedoch: Je länger gemittelt

wird, desto genauer das Ergebnis, aber auch desto länger die Reaktionszeit. Im Folgenden wird analog zur Orientierungsanalyse ein Kompromiss zwischen Güte und Reaktionszeit ermittelt und der Filter dementsprechend angepasst.
Mit Hilfe der Exhaustionsmethode werden die in Tabelle 7.11 aufgeführten Parameter in den angegebenen Wertebereichen und Schrittweiten iterativ durchlaufen, um für unterschiedliche Reaktionszeiten die beste Kombination zu finden, die sich aus der Suche nach der kleinsten empirischen Standardabweichung ergibt.

Tabelle 7.11: Parameter und Schrittweiten, welche bei der Exhaustionsmethode für die Geschwindigkeitsanalyse durchlaufen werden.

Parameter	**Intervall**	**Schrittgröße**
Glättungsart	[exp. Glättung 1. Ordnung]	
Reaktionszeit [s]	[0; 5]	0,1
Vektorlänge [Bilder]	[0; 70]	1
Glättungsfaktor	[0,0; 0,99]	0,01

Aus der Optimierung kann geschlossen werden, dass die Vektorlänge einen größeren Einfluss auf die Güte der Geschwindigkeitsbestimmung hat, als der Glättungsfaktor. Während abhängig von der Reaktionszeit die Vektorlänge beinahe konstant den größtmöglichen Wert annimmt, schwankt der Glättungsfaktor bis zu einer Reaktionszeit von 5 Sekunden zwischen den Werten $\alpha = 0,05$ und $0,22$. Um die Anwendung zu vereinfachen, wurden der Einfluss des Glättungsfaktors untersucht, indem sowohl variable und gleichbleibende Glättungsfaktoren, als auch der Verzicht auf eine Glättung, auf Basis der empirischen Standardabweichung, verglichen wurden. Der konstante Glättungsfaktor wurde auf $\alpha = 0,05$ festgesetzt, da dieser zu keiner Erhöhung der Reaktionszeit führt. Das Ergebnis des Vergleichs ist in Abbildung 7.26 dargestellt. Die Verläufe der wechselnden und konstanten

Faktoren sind im Rahmen der Auflösung deckungsgleich, (schwarze Linie), während die Standardabweichungen ohne Filter (graue Linie) bei gleicher Reaktionszeit höher ausfallen.

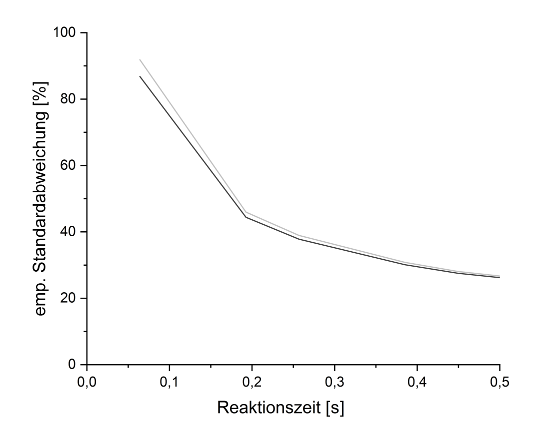


Abbildung 7.26: Resultierende Standardabweichungen bei angepasstem und konstanten Glättungsfaktor (schwarz) und bei fehlendem Glättungsfaktor (hellgrau). Die Ergebnisse der angepassten und der konstanten Glättungsfaktoren sind annähernd deckungsgleich, weshalb sie von einer einzelnen Linie repräsentiert werden.

Anschließend wurden für die jeweiligen Reaktionszeiten Häufigkeitsverteilungen erstellt und die maximalen Fehler für die Eintrittswahrscheinlichkeiten 99%, 99,5% und 99,9% berechnet.

Zusammenfassung

In Abbildung 7.27 sind die Fehler der ermittelten Geschwindigkeiten über die Reaktionszeit aufgetragen. Je mehr Zeit für die Glättung zur Verfügung steht, desto mehr Bilder können ausgewertet werden und desto mehr mittelt sich die Streuung der Geschwindigkeit heraus. Bei höherer Geschwindigkeit verringert sich die Wahrscheinlichkeit, dass es zu „Rücksprüngen“

(siehe Abbildung 7.25) kommt. Die jeweiligen Geschwindigkeitsfehler bei unterschiedlichen Eintrittswahrscheinlichkeiten können mit Hilfe einer Exponentialfunktion annähernd beschrieben werden. Die Funktionen und deren Übereinstimmungen in Form des Bestimmtheitsmaßes werden wie folgt bestimmt:

$$y_{99\%} = 0,21344 \cdot \exp\left(\frac{-x}{1,20706}\right) + 0,02381 \tag{7.27}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,9946

$$y_{99,5\%} = 0,24794 \cdot \exp\left(\frac{-x}{1,18381}\right) + 0,02551 \tag{7.28}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,99795

$$y_{99,9\%} = 0,48227 \cdot \exp\left(\frac{-x}{1,11303}\right) + 0,0459 \tag{7.29}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,9838

Abhängig von der Reaktionszeit ändert sich die Vektorlänge linear (siehe Abbildung 7.4.4) und kann durch die folgende lineare Gleichung beschrieben werden:

$$y_{VL} = 14,645 \cdot x + 0,0794 \tag{7.30}$$

Bestimmtheitsmaß: 0,9979

7.5 Versuche zur Ermittlung der Positioniergüte

Nachdem im letzten Kapitel (7.4) alle Randbedingungen definiert und alle Parameter bestimmt wurden, wird in diesem Kapitel ein Versuch beschrie-

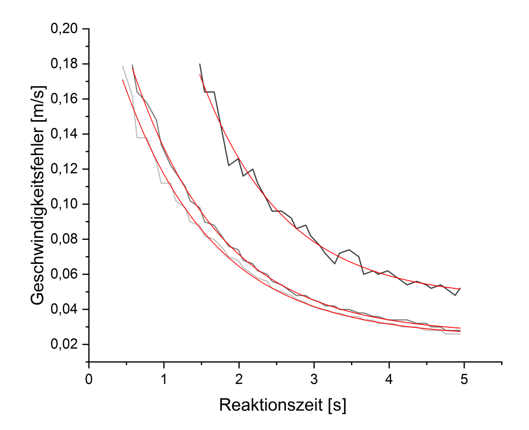


Abbildung 7.27: Darstellung des Zusammenhangs zwischen dem Geschwindigkeitsfehler und der Reaktionszeit für die Eintrittswahrscheinlichkeiten (von unten nach oben) 99%, 99,5%, 99,9%

ben, mit dem die Positioniergüte des Gesamtsystems ermittelt wird. Dabei stehen dem Fahrzeug ausschließlich die Informationen der kommunikationsgestützten Lokalisierung zur Verfügung. Beginnend mit der Erläuterung des Testszenarios (7.5.1) wird im Anschluss auf die Datenerhebung und die Versuchsdurchführung eingegangen (7.5.2). Abschließend werden die Ergebnisse interpretiert und diskutiert (7.5.3).

7.5.1 Aufbau des Testszenarios

Der Aufbau des Testszenarios hat einen großen Einfluss auf die Aussagekraft der Versuchsergebnisse. Je nachdem welche Position das Fahrzeug innerhalb des überwachten Bereichs bzw. des Testfeldes anfahren soll, ist mit unterschiedlichen Güten zu rechnen. Auf Grund der abnehmenden Qualität der Kameradaten in den Randbereichen kann es dort zu einer Verschlechterung der Positionsgüte und der Zielorientierung kommen. Als Zielpositionen wurden 6 repräsentative Orte innerhalb des überwachten Bereichs

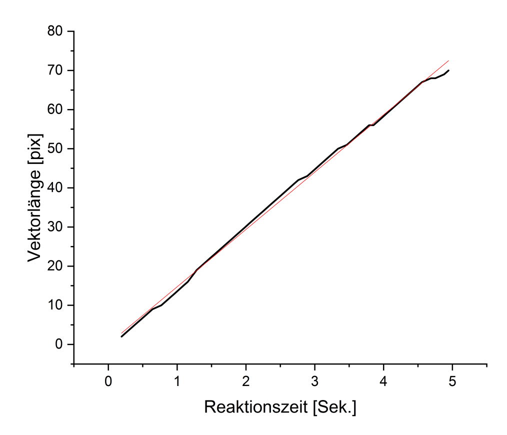


Abbildung 7.28: Darstellung des Zusammenhangs zwischen dem Vektorlänge und der Reaktionszeit.

gewählt, die ein großes Spektrum dieser Gütevariationen abdecken. Gemäß Abbildung 7.29 befindet sich eine Position im Zentrum des Testfeldes (1), zwei in der horizontalen Mitte im oberen (6) und unteren (2) Bereich, eine in der vertikalen Mitte im Randbereich (4) und zwei in den rechten Ecken des Testfeldes (3), (5). Darüber hinaus positioniert sich das Fahrzeug auf jeder der Positionen mit einer anderen Zielorientierung, gekennzeichnet jeweils durch einen Pfeil. Auf Zielpositionen auf der linken Seite der Testfeldes kann aus Symmetriegründen verzichtet werden.
Um die Güte der Position zu validieren, wurde die Position mit Hilfe eines Controllers des VR-Systems Vive von HTC gemessen (siehe Abschnitt 7.2.3). Zu Beginn der Messungen wurde der Controller exakt im Mittelpunkt des Fahrzeuges positioniert. Eine Fotografie des Aufbaus ist in Abbildung 7.30 zu sehen. Zu erkennen ist die Holzoberfläche des Fahrzeuges in dessen Zentrum eine weiße Box mit einem schwarzen Controller platziert wurde. Das Zentrum der kreisförmigen Aussparung des Controllers liegt

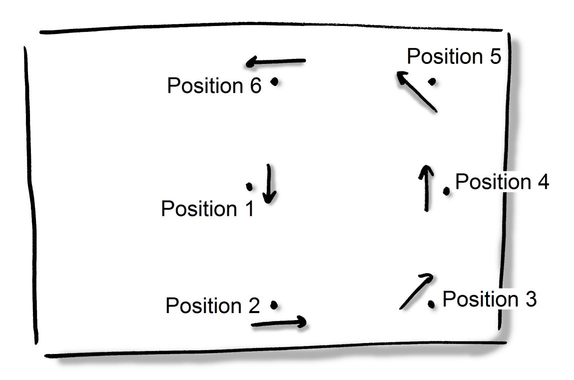


Abbildung 7.29: Versuchsaufbau für die Feinpositionierung mit Anfahrpunkten an unterschiedlichen Stellen im überwachten Bereich. Die Pfeile markieren die jeweilige Zielausrichtung.

über dem Mittelpunkt der Holzfläche. Der Laserscanner (schwarz-gelb) hat keinen Einfluss auf die Positionierung und dient lediglich dem Kollisionsschutz.

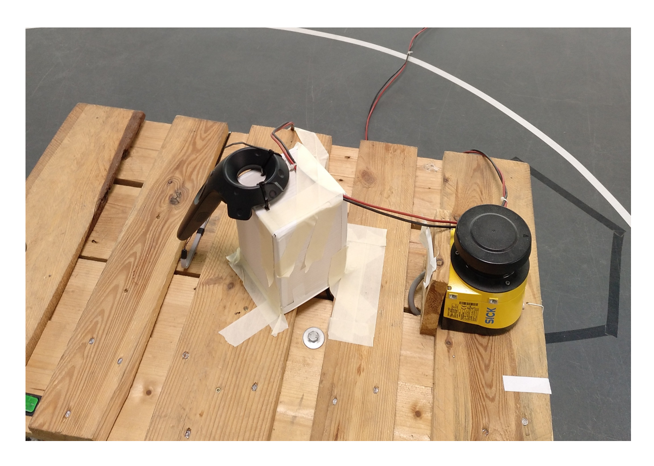


Abbildung 7.30: Versuchsfahrzeug mit Holzoberfläche und mittig positioniertem Controller der HTC Vive.

Die Ermittlung der Zielpositionsgüte erfolgte, indem die Position des Controllers 300 Mal aufgezeichnet, die Ergebnisse gemittelt und abgespeichert wurden. Darüber hinaus wurden auch die Mittelpunktpositionen des Kamerasystems aufgezeichnet. Die für die Positionierung relevanten Filter wurden wie in Tabelle 7.12 aufgeführt gewählt.

7.5.2 Versuchsablauf

Das Fahrzeug startete die Versuchsreihe von Punkt 1 aus, indem es dort händisch platziert wurde (siehe Abbildung 7.29). Nachdem die erste Zielposition zufallsgesteuert ermittelt wurde, berechnete das Fahrzeug die Trajektorie zum Zielpunkt. Auf dem Weg zum Ziel wurde kontinuierlich die verbleibende Distanz berechnet. Ab einer Entfernung zum Zielpunkt von ca. einem Meter, wird eine neue Trajektorie berechnen, mit deren Hilfe das Fahrzeug den Zielpunkt rein odometrisch erreicht ohne dass die Fahrzeugposition oder Orientierung mit Hilfe der Kameradaten aktualisiert werden. Das ist unter anderem deshalb notwendig, weil das Fahrzeug beim Anfahren einer Übergabestelle automatisch versuchen würde, dieser auszuweichen. Mit Hilfe der Trajektorie wird das Fahrzeug gezwungen, nahe an eine Übergabestelle heran zu fahren. Die Positionierung wird abgeschlossen, indem am Zielpunkt angekommen, die Orientierung korrigiert und die Position des Controllers aufgezeichnet wird. Anschließend beginnt der Prozess von neuem mit der Auslosung der nächsten Zielposition. Eine Fehlerfortpflanzung

Tabelle 7.12: Unterschiedliche Filter und deren Parameter für die Positionierung.

Parameter	**Orientierungsfilter**	**Geschwindigkeitsfilter**
Reaktionszeit [s]	2	2
Vektorlänge [Bilder]	27	30
Glättungsfaktor	0,51	0,05

der Orientierung wird vermieden, indem diese immer dann aktualisiert wird, sobald das Fahrzeug länger als 2 Sekunden geradeaus fährt.
Die Wegplanung erfolgt auf Basis des A*-Algorithmus. Um die Rechenzeit zu verkürzen, die zur Berechnung der Route benötigt wird, wurde die Auflösung der Knoten auf 256 x 412 Punkte reduziert. Die implementierte Fahrzeugregelung fußt auf einer Veröffentlichung von Gulati aus dem Jahre 2008 [15].

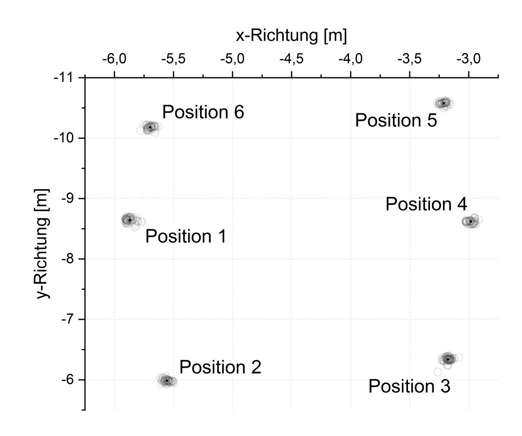


Abbildung 7.31: Darstellung der mittleren Controllerpositionen für jede Positionsmessung.

Um herauszufinden, wie viele Versuche zu einem repräsentativen Ergebnis führen, wurde eine Stichprobenanalyse auf Basis von 70 Positionierversuchen durchgeführt (siehe Abschnitt 7.1.1). Anschließend wurde die Standardabweichung jeder angefahrenen Zielposition untersucht. Für die Stichprobenanalyse wurde aus den einzelnen Standardabweichungen die gewählt, welche den größten Betrag aufwies und somit die Position mit der größten Ungenauigkeit widerspiegelte. Als Fehlergrenze wurden 5 mm festgelegt. Daraus ergab sich die minimale Anzahl an zu fahrenden Versuchen pro Zielposition von

$$n \geq \frac{1,96^2 \cdot 0,013^2}{0,005^2} \geq 26 \; . \tag{7.31}$$

7.5.3 Ergebnisse der Positionierversuche

Die Ergebnisse der einzelnen Messfahrten sind in Abbildung 7.31 dargestellt. Insgesamt wurden 375 Positionen angefahren und ausgewertet. Die exakte Anzahl (N) mit der jede einzelne Zielposition angefahren wurde, sowie der durchschnittliche Fehler mit dessen Standardabweichung, sind in Tabelle 7.13 aufgelistet. Da die Standardabweichungen im Verhältnis zu den durchschnittlichen Fehlern sehr groß ausfallen, wurde als weiteres Maß der 90%-Fehler eingeführt. Er spiegelt die Abweichungen wieder, die mit einer Eintrittswahrscheinlichkeit von 90% auftreten.
Über alle Punkte hinweg ergibt sich bei einer Eintrittswahrscheinlichkeit von 90% eine Abweichung von 6,15 cm. Eine detaillierte Darstellung der Abweichungen an den einzelnen Zielpositionen ist in Abbildung 7.32 in Form von BoxPlot-Diagrammen dargestellt.

Tabelle 7.13: Ergebnisse der einzelnen Messfahrten für alle angefahrenen Positionen.

Pos.	**N**	**mittlerer Fehler [cm]**	**emp.Stand. [cm]**	**90%-Fehler [cm]**
Pos. 1	68	4,1	2,3	6,6
Pos. 2	64	3,0	1,8	5,7
Pos. 3	76	3,2	3,1	5,6
Pos. 4	59	3,3	1,7	5,6
Pos. 5	51	3,0	1,6	5,2
Pos. 6	57	3,3	1,9	5,6
Gesamt	375	3,3	1,9	5,8

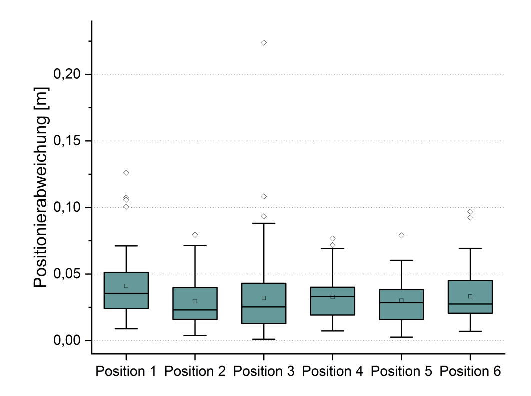


Abbildung 7.32: Anzahl der Anfahrten jeder Zielposition

7.6 Zusammenfassung und Diskussion

Aus den Ergebnissen kann abgeleitet werden, dass die Positionen über alle Zielpunkte hinweg mit einer annähernd gleich großen Genauigkeit angefahren werden können. Bei einem durchschnittlichen Fehler von $3,3\,\mathrm{cm}$ und einem Fehler von $5,8\,\mathrm{cm}$ bei einer Eintrittswahrscheinlichkeit von 90%, kann geschlossen werden, dass das Anfahren von Übergabestellen trotz niedriger Sensorauflösung möglich ist.

8 Zusammenfassung

Im Rahmen der vierten industriellen Revolution ist die Automatisierung und die Digitalisierung von Prozessen aktuell in vollem Gange. Doch nicht jede Firma kann mit der voran schreitenden Modernisierung von Poduktionsabläufen und Materialflüssen schritthalten. Speziell kleine und mittelständische Unternehmen sind auf Grund hoher Investitionskosten nicht dazu in der Lage ihre Prozessabläufe zu modernisieren. Kürzer werdenden Lebenszyklen ist es geschuldet, dass Unternehmen in Zukunft möglichst flexibel aufgestellt sein müssen. Produktion und Materialfluss müssen schnell an sich ändernde Randbedingungen angepasst werden können. Hier können fahrerlose Transportsysteme hilfreich sein. Doch obwohl es schon seit vielen Jahren ein großes Angebot an fahrerlosen Transportsystemen gibt, setzten viele Unternehmen weiterhin auf starre, fest installierte Materialflusssysteme. Zwei Gründe dafür sind einerseits die hohen Kosten für hochflexible und frei navigierende Systeme und andererseits ein unzureichendes Maß an Flexibilität bei günstigen Systemen.

Mit dieser Dissertation wurde ein kommunikationsgestütztes Lokalisierungssystem erforscht, welches den Einsatz günstiger fahrerloser Transportsysteme ermöglicht und diese lokal hochflexible agieren lässt. Das System basiert auf einer externen Sensoreinheit, welche oberhalb des Fahrbereiches unter der Hallendecke installiert wird und diesen mit Hilfe einer Tiefenbildkamera überwacht. Objekte innerhalb des Bereichs werden detektiert, analysiert jedoch nicht identifiziert. Die Identifikation der einzelnen Fahrzeuge führen diese selbst durch. Hierfür greift das Fahrzeug über eine Kommunikationsschnittstelle auf die vom Sensorsystem ermittelten Objekteigen-

schaften zu und vergleicht diese mit den eigenen Fahrzeugparametern. Auf Basis eines probabilistischen Ansatzes kann die Wahrscheinlichkeit berechnet werden, mit der es sich bei dem betrachteten Objekt um das gesuchte Fahrzeug handelt. Ein Vorteil dieses Systems ist, dass alle Informationen zu allen Objekten vom Sensorsystem veröffentlicht werden. Fahrzeuge können demnach nicht nur ihre eigene Position feststellen, sondern haben Kenntnis über die Positionen und Formen aller Objekte im überwachten Bereich. Dies ermöglicht sowohl eine freie Navigation, als auch das Ausweichen bei der Begegnung mit anderen Verkehrsteilnehmern oder Hindernissen.
Aus der anfänglichen Problemstellung wurden zu Beginn der Arbeit drei Forschungsleitende Fragen abgeleitet:

- Ist die Umsetzung eines kommunikationsgestützten Lokalisierungssystems möglich?
- Welche Informationen müssen übermittelt werden?
- Wie gut funktioniert ein solches System?
  Insbesondere, welche Genauigkeit weist die Positionierung auf
  und welche Geschwindigkeiten können sicher gefahren werden?

Mit dem Ziel der Beantwortung dieser Fragen, wurde der Prototyp eines Kamerasystems, basierend auf einer Tiefenbildkamera und einer Auswerteeinheit entwickelt und an der Decke oberhalb einer Versuchsfläche installiert. Anschließend wurden damit die Rohdaten des Kamerasystems analysiert und ein Ausgleich einer Kameraschiefstellung implementiert. Die Analyse der Rohdaten ergab, dass diese einem starken Rauschen unterliegen. Um die Objekte vom Hallenboden unterscheiden zu können, wurden alle Messwerte entfernt, die sich auf Höhe des Hallenbodens oder knapp darüber befinden. Vom System erkannt werden Objekte mit einer Mindesthöhe von 75 mm. Da dennoch bei einer große Anzahl an Messungen, auf Grund stark verrauschter Messwerte, die Mindesthöhe fälschlicherweise überschritten wird, wurde eine Rauschunterdrückung entwickelt und implementiert, mit der die An-

zahl an Fehlmessungen nochmals deutlich reduziert werden konnte. Nach der Segmentierung der Objekte, unter Verwendung eines eigens entwickelten Extraktionsansatzes, wurden die gefundenen Objekte auf ihre kinematischen und geometrischen Eigenschaften hin untersucht. Für eine erfolgreiche Identifikation durch die Fahrzeuge, hat sich die Ermittlung der folgenden Eigenschaften als zielführend herausgestellt:

- Position
- Status
- Geschwindigkeit
- Orientierung
- Höhe
- Fläche
- Umfang
- Geschätzte Position (intern)
- Geschwindigkeit (intern)
- Orientierung (intern)

Die Lokalisierung lässt sich in drei Hauptherausforderungen zunehmenden Schwierigkeitsgrades unterteilen.

- Die Positionsverfolgung,
- die globale Lokalisierung und
- das kidnapped Robot-Problem.

Basierend auf dem Ansatz der Markov-Lokalisierung wurde eine probabilistische Selbsterkennung entwickelt und implementiert, die eine Lösung der ersten zwei Probleme ermöglicht. Eine Verwechslung zweier Fahrzeuge garantiert zu erkennen, kann jedoch allein mit dem Lokalisierungssystem nicht geleistet werden. Dafür muss zukünftig auf erweiterte Methoden zurückgegriffen werden.
Abschließend wurde das System einer Vielzahl von Tests unterzogen. Nachdem in vorbereitenden Versuchen die besten Parameter positionierrelevanter

Filter erhoben, ausgewertet und implementiert wurden, konnten die maximale Geschwindigkeit, mit der sich ein Fahrzeug innerhalb des überwachten Bereiches bewegen darf und die dazu gehörige Positioniergenauigkeit ermittelt werden. Darüber hinaus wurde ein Referenzmesssystem installiert und bewertet. Es hat sich herausgestellt, dass die Geschwindigkeit in großem Maße von der Dauer der Erkennungsprozesse, der Bildrate, der Rauschunterdrückung und der Datenübertragung abhängt. In 95% der Fälle liegt die Reaktionszeit bei der hier verwendeten Sensoreinheit bei 0,26 Sekunden. In Kombination mit einem maximal zulässigen Positionierfehler von 15 cm ergibt sich eine zulässige Maximalgeschwindigkeit von 0,577 m/s.
Die Auswertung von sechs zuvor definierten Zielpositionen, welche insgesamt 375-Mal angefahrenen wurden, ergab einen durchschnittlichen Fehler von $\pm 3,5$ cm. 95% aller Fehler lagen unterhalb von $\pm 5,8$ cm. Es konnte kein eindeutiger Zusammenhang zwischen der Größe des Fehlers und der Position innerhalb des überwachten Bereich hergestellt werden, wodurch davon ausgegangen werden kann, dass im Rahmen des untersuchten Bereichs die Positionsgüte konstant ist.
In Anlehnung an die Resultate wurden alle forschungsleitenden Fragen beantwortet. Es wurde nachgewiesen, dass eine kommunikationsgestützte Lokalisierung umsetzbar ist, welche Informationen für eine erfolgreiche Selbsterkennung der Fahrzeuge zur Verfügung stehen müssen und wo die aktuellen Grenzen des System in Bezug auf Geschwindigkeit und Positioniergenauigkeit liegen.

9 Ausblick

Nach der Beantwortung der forschungsleitenden Fragen und der Zusammenfassung der Ergebnisse dieser Dissertation, wird folgend auf deren Grenzen und auf weiterreichende Fragestellungen hingewiesen. Die Anwendung des Lokalisierungssystems im realen Umfeld führt auch dazu, dass für die Fahrzeuge Verhaltensregeln implementiert werden müssen, sobald sie in einem Raum mit mehreren bewegten Objekten und Personen interagieren, worauf in einem zweiten Abschnitt kurz eingegangen wird.

Bei dem hier erforschten kommunikationsgestützten Lokalisierungssystem wurden die Grenzen bezüglich der Positioniergenauigkeit und der maximal fahrbaren Geschwindigkeit noch nicht erreicht. Folgend sind einige weiterführende Maßnahmen erklärt, die das Gesamtsystem seiner Funktionsgrenze etwas näher bringen.

- Die Feinpositionierung wurde entwickelt und implementiert und stichprobenartig untersucht und getestet. Obwohl sich bereits abgezeichnet hat, dass sich die Positioniergenauigkeit mittels der Feinpositionierung nochmals deutlich erhöhen lässt, müssen eingehendere Untersuchungen durchgeführt werden, um die absoluten Grenzen charakterisieren zu können.
- Eine Erhöhung der Navigationsauflösung von 256 x 212 auf 512 x 424 Knoten kann die Positioniergenauigkeit zusätzlich erhöhen.
- Das System wurde bisher unter Verwendung einer Tiefenbildkamera getestet. Eine Untersuchung weiterer alternativer Kamerasysteme ist sinnvoll, da sich diese in Hinblick auf Auflösung und Fehleranfällig-

keit von der hier verwendeten Kinect 2 Kamera unterscheiden und die Systemleistung weiter verbessern können.

- Im Laufe der Untersuchungen hat sich gezeigt, dass die Oberflächenbeschaffenheit der Objekte direkte Auswirkungen auf die Güte der Messwerte hat. Eine Untersuchung der Korrelation hilft Fehler zu minimieren und die Güte der Messwerte zu erhöhen.
- Die Erhöhung der maximal fahrbaren Geschwindigkeit ist von hoher Relevanz. Durch eine weiterführende Optimierung der Erkennungs- und Filteralgorithmen könnte die Verarbeitungszeit des Sensorsystems reduziert werden. Dies führt wiederum zu einer Verringerung der Gesamtlatenz und dadurch zu einer Erhöhung der Maximalgeschwindigkeit. Theoretisch sind mit dem hier verwendeten Systemaufbau Geschwindigkeiten von über 1,2 m/s möglich.

Nachdem im vorausgegangenen Abschnitt einige prozessverbessernde Maßnahmen vorgestellt wurden, wird folgend auf den Einsatz des Systems in realitätsnaher Umgebung betrachtet.
Sobald die Fahrzeuge in einer Umgebung navigieren, in der noch andere sich bewegende Objekte wie andere Fahrzeuge außerhalb und innerhalb des Navigationssystems aber auch Menschen vorkommen, müssen für Begegnungen und Interaktionen Regeln vorprogrammiert sein.

- Begegnung einer Person. Sobald das Fahrzeug in die Nähe einer Person fährt, sollte es sich passiv verhalten. Es sollte mit spezieller Sensorik darauf geachtet werden, dass es seine Geschwindigkeit den (plötzlichen) Bewegungsabläufen des Menschen anpasst bzw. im Notfall anhält. In diesem Zusammenhang sollte die Sicherheit der kommunikationsgestützten Lokalisierung untersucht werden.
- Begegnung mit anderem Fahrzeug. Begegnet das Fahrzeug einem anderen, so könnte ein „Rechtsfahrgebot„ implementiert werden, die Fahrzeuge fahren also nach einer vordefinierten Richtung aneinander vorbei, können so im Fluss bleiben ohne eine Kollision zu riskieren.

Kann das Fahrzeug ein bewegtes Objekt nicht dem Navigationssystem zuordnen, so könnte passiv nach einem vordefinierten Bewegungsmuster ausweichen.

- Selbsterkennung. Obwohl die Selbsterkennung entwickelt, implementiert und stichprobenartig untersucht und getestet wurde, sind eingehende Untersuchungen in einen realen Umfeld notwendig, um eine repräsentative Aussage über dessen Zuverlässigkeit treffen zu können.
- Verwechslungsgefahr mit anderem Fahrzeug. Besteht die Wahrscheinlichkeit, dass das Fahrzeug sich nicht mehr sicher einem Objekt innerhalb des Kamerasystems zuordnen kann, so könnten feste Bewegungsmuster oder Routinen implementiert werden, die das Fahrzeug abarbeitet, bis es sich wieder selbst sicher zuordnen kann.

Mit diesen hier aufgezeigten Erweiterungs- und Anwendungsmöglichkeiten wurden Wege aufgezeigt, wodurch sich das erforschte Lokalisierungssystem in bestehende Arbeitsläufe integrieren lässt. Das System kann nach und nach weiterentwickelt und so auch an zukünftige Herausforderungen angepasst werden. Mit dieser Arbeit konnte ein Beitrag geleistet werden den Automatisierungstrend nicht nur für große Unternehmen zugänglich zu machen, sondern auch kleinen und mittelständigen Firmen zu ermöglichen ihren Materialfluss zu automatisieren. Der Zugang zu und die Verwendung von kostengünstigen fahrerlosen Transportsystemen wird in Zukunft zu einer Vielzahl an neuen Fragestellungen führen und Türen zu neuen Forschungsgebieten eröffnen.

Abbildungsverzeichnis

Literaturverzeichnis

[1] ARNOLD, Dieter: *Intralogistik*. 1 Aufl. Heidelberg : Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006. – ISBN 978–3–540–29658–4

[2] BAUR, Tobias: *Untersuchung der Odometriequalität omnidirektionaler Förderfahrzeuge in einer Transportformation*, Diss., 2015

[3] BHOSLE, Vaijinath V. ; PAWAR, Vrushsen P.: Texture Segmentation: Different Methods, International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE), 2013. – ISSN 2231–2307

[4] CASPARY, Wichmann K. Wilhelm: *Auswertungen von Messdaten: Statistische Methoden für Geo- und Ingenieurwissenschaftler.*. Bd. Berlin, Heidelberg : Springer Verlag, 2007. – ISBN 9783486583519

[5] CHOWDHURY, A. ; CHAKRAVARTY, T. ; BALAMURALIDHAR, P.: Estimating true speed of moving vehicle using smartphone-based GPS measurement. In: *2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2014. – ISSN 1062–922X, S. 3348–3353

[6] DE BERG, Kreveld Marc Overmars M. Mark ; CHEONG, Otfried: *Computational Geometry: Algorithms and Applications*. 3rd. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2008 (SpringerLink. Bücher). `http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-77974-2`. `http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-77974-2`. – ISBN 3540779736

[7] DOUGLAS, Peucker T. David: Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a line or its caracture, The Canadian Cartographer, 1973

[8] DZIEDZITZ J., Hochstein M. ; K., Furmans: Leistungsanalyse eines vorausschauenden, liniengeführten, fahrerlosen Transportfahrzeugs, Logistics Journal: Proceedings, 2016 (Proceedings, Vol. 2016). – ISSN 2192–9084

[9] ECKSTEIN, Peter P.: *Repetitorium Statistik: Deskriptive Statistik - Stochastik - Induktive Statistik mit Klausuraufgaben und Lösungen*. Wiesbaden : Springer Verlag, 2013. – ISBN 9783658057473

[10] GAUSS, Carl F.: *Abhandlungen zur Methode der kleinsten Quadrate*. 1. Aufl. VDM Verlag Dr. Müller, 2006. – ISBN 978–3836400435

[11] GAVRILA, D.M.: Multi-feature Hierarchical Template Matching Using Distance Transforms. Wilhelm Runge St. 11, 89081 Ulm, Germany : IEEE International Conference, 1998

[12] GIESELMANN, Hartmut: Virtual Reality mit Vive: Valve verwandelt das Wohnzimmer in eine VR-Cave. (2015)

[13] GÜNTHNER, A. W. ; HOMPEL, Michael: *Internet der Dinge in der Intralogistik*. 1 Aufl. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010 (VDI-BuchSpringerLink). – ISBN 9783642048968

[14] GÖTZ, Christian: MQTT: Protokoll für das Internet der Dinge. (2014)

[15] GULATI, S. ; KUIPERS, B.: High performance control for graceful motion of an intelligent wheelchair. In: *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, May 2008. – ISSN 1050–4729, S. 3932–3938

[16] HOCHSTEIN M., Göbgen J. Dziedzitz J. J. Dziedzitz J. ; K., Furmans: Alternatives Linienführungssystem für autonome, fahrerlose Transportsysteme, Logistics Journal: Proceedings, 2016

[17] INNERN, Bundesministerium des: Handbuch für Organisationsuntersuchungen und Personalbedarfsermittlung. (2018)

[18] JUNGHEINRICH: Growing with Passion. (2017)

[19] K. ARUN, T. H. ; BLOSTEIN, S.: Least-Squares Fitting of Two 3-D Point Sets, IEEE, 1987

[20] KANER, C.: *CEM KANER ON SCENARIO TESTING The Power of " What If ... " and Nine Ways to Fuel Your Imagination*. Bd. 5. Software Testing Quality Engineering (STQE), 2003

[21] LEE, Edward A.: Cyber Physical Systems: Design Challenges / EECS Department, University of California, Berkeley. Version: Jan 2008. http://www2.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2008/EECS-2008-8.html. 2008 (UCB/EECS-2008-8). – Forschungsbericht

[22] MARINS, J. L. ; YUN, Xiaoping ; BACHMANN, E. R. ; MCGHEE, R. B. ; ZYDA, M. J.: An extended Kalman filter for quaternion-based orientation estimation using MARG sensors. In: *Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Expanding the Societal Role of Robotics in the the Next Millennium (Cat. No.01CH37180)* Bd. 4, 2001, S. 2003–2011 vol.4

[23] NIEHORSTER DC, Li L. ; M., Lappe: The Accuracy and Precision of Position and Orientation Tracking in the HTC Vive Virtual Reality System for Scientific Research, Iperception, 2017

[24] PAGLIARI, Diana ; PINTO, Livio: Calibration of Kinect for Xbox One and Comparison between the Two Generations of Microsoft Sensors. Piazza Leonardo da Vinci 32, 20133 Milan, Italy : sensors, 2015. – ISSN 1424–8220

[25] PIZARRO D., Santiso E. Marron M. Jimenez D. Cobreces S. Mazo M. M. Mazo M. ; LOSADA, C.: *Localization of Mobile Ro-*

bots Using Odometry and an External Vision Sensor. Alcala : sensors, 2010. http://dx.doi.org/10.3390/s100403655. http://dx.doi.org/10.3390/s100403655

[26] ROSENFELD, Azriel ; PFALTZ, John: Sequential Operations in Digital Picture Processing. Maryland : University of Maryland, 1966

[27] SAHOO P.K., Soltani S. ; A.K.C., Wong: A survey of thresholding techniques. In: *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 41 (1988), Nr. 2, S. 233 – 260. – ISSN 0734–189X

[28] SCHRÖDER, M.: *Einführung in die kurzfristige Zeitreihenprognose und Vergleich der einzelnen Verfahren*. Heidelberg : Physica, Heidelberg, 2012 (Mertens P., Rässler S. (eds) Prognoserechnung). – ISBN 978–3–7908–2797–2

[29] SHIM, Jae-Hong ; CHO, Young-Im: A Mobile Robot Localization using External Surveillance Cameras at Indoor, ScieneDirect, 2015 (Procedia Computer Science)

[30] THRUN S., Fox D. Burgard W. W. Burgard W.: *Probabilistic Robotics*. Cambridge, Mass. : MIT Press, 2005 (Intelligent robotics and autonomous agents). – ISBN 0262201623; 9780262201629

[31] TOUTENBURG H., Wissmann M. Schomaker M. M. Schomaker M. ; C., Heumann: *Arbeitsbuch zur deskriptive und indukitven Statistik*. Bd. Berlin, Heidelberg : Springer Verlag, 2009. – ISBN 978–3–540–89035–5

[32] ULLRICH, Güntner: *Fahrerlose Transportsysteme : Eine Fibel - mit Praxisanwendungen - zur Technik - für die Planung*. 2., erw. u. überarb. Aufl. 2014. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2014 (Fortschritte der RobotikSpringerLink). – ISBN 9783834825926

[33] WANKA, Johanna: *Industrie 4.0 - Innovationen für die Produktion von morgen*. Berlin : Bundesministerium für Bildung und Forschung

(BMBF) Referat Produktion und Dienstleistung; Zukunft der Arbeit, 2017

[34] WASENMÜLLER, Oliver ; STRICKER, Didier: *Comparison of Kinect v1 and v2 Depth Images in Terms of Accuracy and Precision*. Springer, Cham, 2017 (Lecture Notes in Computer Science). http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-54427-4_3. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-54427-4_3

[35] WITTMAN, Erich C.: *Elementargeometrie und Wirklichkeit*. 1. Wiesbaden : Vieweg+Teubner Verlag, 1987. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-663-00233-8. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-663-00233-8. – ISBN 978–3–663–00082–2

Wissenschaftliche Berichte des Instituts für Fördertechnik und
Logistiksysteme des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)
Prof. Dr.-Ing. Kai Furmans [Hrsg.]



Mit dem Ziel, ein spurgeführtes fahrerloses Transportfahrzeug lokal hochflexibel und frei navigieren zu lassen, wurde im Rahmen dieser Arbeit ein neuartiges, auf Entfernungsmessungen basierendes, kommunikationsgestütztes Lokalisierungssystem entwickelt, erforscht, praktisch umgesetzt und evaluiert.

Mit Hilfe einer Tiefenbildkamera, welche an der Decke einer Halle montiert ist, wird der Bereich unterhalb der Kamera erfasst und von einer Auswerteeinheit analysiert. Das Sensorsystem ist in der Lage Objekte innerhalb des digitalen Sichtfeldes zu erkennen, sie auf deren kinematische und geometrische Eigenschaften hin zu untersuchen und die gesammelten Informationen über eine Kommunikationsschnittstelle zu veröffentlichen. Da eine Identifizierung der einzelnen Fahrzeuge mit Hilfe des Kamerasystems schwierig umsetzbar ist, wurde eine neue Herangehensweise erforscht. Basierend auf einem probabilistischen Ansatz konnte eine Methode entwickelt und implementiert werden, die es den einzelnen Fahrzeugen erlaubt, auf die kommunizierten Eigenschaften zuzugreifen und sich selbst zu identifizieren. Ein Vorteil des neuen Ansatzes ist die Unabhängigkeit von Form, Farbe und Größe der Fahrzeuge. Darüber hinaus erhält jedes Fahrzeug nicht nur die Informationen über sich selbst, sondern über alle Objekte im Sichtbereich der Kamera.

ISBN 978-3-7315-1021-5
9 783731 510215 >

Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 0171-2772
ISBN 978-3-7315-1021-5